



La volatilité des indices boursiers islamiques dans le contexte de la crise financière

Mohammed Salah Chiadmi

► To cite this version:

Mohammed Salah Chiadmi. La volatilité des indices boursiers islamiques dans le contexte de la crise financière. Économie et finance quantitative [q-fin]. Ecole Mohammadia d'Ingénieurs, 2015. Français. NNT: . tel-01223873

HAL Id: tel-01223873

<https://theses.hal.science/tel-01223873>

Submitted on 3 Nov 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Université Mohammed V de Rabat
Ecole Mohammadia d'Ingénieurs

THESE DE DOCTORAT
pour obtenir le grade de
DOCTEUR EN SCIENCES
ET TECHNIQUES DE L'INGENIEUR

Génie Industriel

Présentée par
M. Mohammed Salah CHIADMI

La volatilité des indices boursiers islamiques
dans le contexte de la crise financière

Soutenue publiquement le **21/10/2015 à 10h**
au Département Génie Mécanique Amphi B

devant la commission d'examen composée de :

M. Omar Drissi Kaitouni	EMI, Rabat	Président de jury
M. Omar Kettani	FSJES, Rabat	Examineur
Mme. Fouzia Ghaiti	EMI, Rabat	Directrice de thèse
M. Abdelhalim Skalli El Houssaini	EMI, Rabat	Rapporteur
M. Lotfi Boulahrir	ENCG, Marrakech	Rapporteur
M. Driss Effina	INSEA, Rabat	Rapporteur

« Ceux qui possèdent la finance sont possédés par la finance »

Edgar MORIN

A Houda, pour sa patience et son soutien infaillible ;

A tous ceux qui crient haut et fort contre la dictature et l'absolutisme.



Remerciement

Tout d'abord, j'exprime ma profonde gratitude à l'égard de ma directrice de thèse Madame Fouzia Ghaiti pour son soutien indéfectible, ses précieux conseils et la confiance qu'elle m'a accordée tout au long de cette période. Sa disponibilité, son accompagnement et sa contribution réelle dans mes travaux de recherche m'ont été d'une grande utilité, et m'ont permis également de raffiner et perfectionner la rédaction de cette thèse.

Mes remerciements s'adressent également au professeur M. Skalli, responsable de l'équipe « analyse, optimisation et contrôle des systèmes », qui a contribué au perfectionnement de ce travail grâce à ces remarques constructives, et au professeur M. Boulahrir, pour son intérêt et son encadrement dans le cadre de mes communications présentées aux colloques portant sur la finance islamique, à l'ENCG de Marrakech et à celle d'Agadir.

J'adresse aussi mes remerciements au professeur M. El Khamlichi, qui m'a fourni les données nécessaires relatives aux indices boursiers islamiques.

Enfin, je remercie l'ensemble des membres de jury qui ont accepté d'évaluer la présente thèse, en particulier M. Drissi, M. Effina et M. Kettani.

RESUME

Cette thèse a pour objectif principal d'étudier la volatilité des indices boursiers islamiques, dans le contexte de la crise financière récente (2007-2008). La contribution effective de notre thèse couvre quatre axes majeurs.

Premièrement, nous avons mis en évidence les faits stylisés observés empiriquement dans les marchés financiers conventionnels, et nous les avons projetés dans le cas des marchés d'actions islamiques. Cet apport nous a permis d'analyser la dynamique aléatoire des rendements et de la volatilité des indices boursiers islamiques.

Deuxièmement, compte tenu des faits stylisés en relation avec le comportement de la volatilité, nous avons modélisé la volatilité des indices, et nous l'avons comparé à celle de leurs homologues conventionnels.

Troisièmement, nous avons mis en pratique une nouvelle approche dans la modélisation stochastique des séries financières, appelée approche fractale, à travers laquelle nous avons dégagé deux propriétés principales à savoir l'invariance d'échelle, et l'autosimilarité.

Enfin, en tenant compte de l'importance de la volatilité enregistrée par les indices islamiques, nous avons jugé nécessaire d'analyser l'interdépendance des marchés d'actions (islamiques et conventionnels). A cet égard, nous avons procédé à l'analyse de la transmission de la volatilité du marché d'actions Américain, en tant que marché générateur de la crise, vers les deux marchés d'actions islamiques Malaisien et Indonésien.

Ainsi, nous avons prouvé que les indices boursiers islamiques capturent les mêmes faits stylisés observés empiriquement dans les marchés financiers. L'accumulation de la volatilité, la mémoire longue, l'asymétrie de la volatilité par rapport aux rendements passés et l'invariance d'échelle sont les principaux faits stylisés analysés dans notre thèse. Nous avons modélisé la volatilité des indices boursiers islamiques ainsi que celle de leurs homologues conventionnels à travers les modèles à volatilité conditionnelle hétéroscédastique. Nous avons constaté que les indices islamiques ont fait preuve d'une persistance importante dans la composante de la volatilité à l'instar de leurs homologues conventionnels. Nous avons également trouvé que 4 parmi 6 indices islamiques (*S&P Sharia*, *DJIMI*, *FTSE Sharia*, et *MSCI Islamic*) ont fait preuve d'une volatilité inférieure à celle de leurs homologues conventionnels. Ceci confirme la résilience relative des indices boursiers islamiques face à la

crise qui a impacté la finance islamique dès que cette crise a touché la sphère réelle de l'économie. En outre, les actions relevant du secteur financier qui a été le plus touché par la crise financière ne dépassent pas 2% dans la composition des indices islamiques (*DJIMI, S&P Sharia, FTSE Sharia et MSCI Islamic*). Cependant, nous avons constaté que deux indices islamiques (Malaisien et Indonésien) ont été plus volatiles que leurs homologues conventionnels. En fait, même si les marchés islamiques ont évité l'exposition à la crise des *subprimes*, ils ont été soumis à l'effet de second tour de la crise. En fait, vu l'effet de la contagion financière accentuée par l'interdépendance des marchés, la crise financière a fini par toucher la sphère réelle de l'économie, plus particulièrement le secteur immobilier qui connaît une présence significative dans certains pays islamiques à savoir l'Indonésie et la Malaisie.

Eu égard à la persistance de la volatilité des indices islamiques, nous avons modélisé cette volatilité selon un modèle autorégressif conditionnellement hétéroscédastique et fractionnaire intégré, connu sous le nom de *FIGARCH*. Ce modèle a le principal avantage de capturer la propriété de la mémoire longue. Les résultats ont montré que l'effet des chocs impacte la volatilité des indices boursiers islamiques dans une perspective de long terme. Cette persistance est traduite par la fonction d'autocorrélation qui décroît lentement lorsque le retard augmente. Cela signifie l'existence d'une structure de dépendance de long terme entre les rendements des indices en question.

Nous avons passé ensuite à la mise en évidence du caractère multi-fractal des indices boursiers islamiques. La multi-fractalité met en évidence les propriétés d'échelle signifiant la récurrence de certains phénomènes à différentes échelles d'observation. Cette nouvelle approche ouvre de nouvelles voies en modélisation mathématique, qui permettra sans doute à la finance islamique d'éviter les dérives de la modélisation classique et ses imperfections prévisionnelles.

Enfin, la volatilité importante des indices boursiers islamiques nous a amené à cerner les mécanismes de transmission de chocs boursiers et à appréhender le phénomène de la contagion. Nous avons analysé ce phénomène à travers le modèle à corrélations conditionnelles dynamiques (*DCC-GARCH*) et avons trouvé des résultats concluants qui corroborent avec nombreuses études. Il existe une transmission significative de volatilité du marché d'actions Américain vers les marchés d'actions Malaisien et Indonésien, durant la période de crise. Nous avons également trouvé qu'une forte corrélation ainsi que sa



persistance ont été enregistrées entre les marchés en question. En dépit, des caractéristiques intrinsèques favorisant à priori, la stabilité de la finance islamique, cette dernière ne se trouve pas complètement à l'abri de crise, car elle opère dans un environnement complexe et qui n'est pas immunisé.

En bref, il est évident que l'instabilité, en tant que caractéristique intrinsèque du système financier actuel, n'a pas épargné les institutions financières islamiques. Ces dernières n'ont pas pu échapper à l'effet du second tour de la crise financière. Cette crise qui a été au début bancaire et localisée aux Etats-Unis, s'est mutée en une crise systémique à travers l'effet de la contagion. Malgré les réformes établies par le comité Bâlois (I, II et III) en matière de surveillance prudentielle, les carences du système n'ont pas été comblées entièrement. En effet, lesdites réformes revêtent un aspect micro-prudentiel. Par conséquent, elles n'agissent que sur la régulation des banques et la maîtrise des risques individuels. Il convient de mettre en place de nouvelles politiques, en particulier la politique macro-prudentielle, dont l'objectif est de limiter les effets dévastateurs des crises et de maîtriser le risque systémique. La mise en place de la politique macro-prudentielle peut sans doute solidifier le système financier islamique, consolider ses acquis en matière de stabilité, et réduire l'effet de la contagion des crises. C'est un facteur incontournable et complémentaire de la politique micro-prudentielle.

Mots clés : Volatilité, Crise financière, Finance islamique, Contagion financière, Fractales.

ABSTRACT

The main objective of our thesis is to investigate the volatility behavior of Islamic stock indexes in the context of financial crisis. The effective contribution of our thesis covers four main areas. First, we highlighted the stylized facts empirically observed in the financial markets, and we projected them in the case of Islamic stock indexes. This contribution, allowed us to analyze the random dynamic of returns and volatility of these indexes. Second, given the stylized facts related to the volatility behavior, we modeled the volatility of Islamic indexes, and we compared it with the volatility of their conventional counterparts. Third, we have implemented a new approach in stochastic modeling of financial time series, called fractal approach, through which we have identified two main properties namely the scale invariance and self-similarity. Finally, taking into account the importance of the volatility recorded by Islamic indexes, we found it necessary to analyze the interdependence of markets (Islamic and conventional markets). In this regard, we have analyzed the volatility transmission of the US market, as a country generating the crisis, to both Malaysian and Indonesian Islamic markets.

We proved in a preliminary analysis, that Islamic market indexes capture the same stylized facts observed empirically in the conventional markets. Volatility clustering, long memory, asymmetric volatility relative to historical returns and scale invariance are the main stylized facts analyzed in this thesis. We modeled the volatility of Islamic equity indexes as well as their conventional counterparts through the conditional volatility models namely GARCH, EGARCH and FIGARCH models. We found that Islamic indexes have shown a significant persistence in volatility like their conventional counterparts. We also found that four among six Islamic indexes (*S&P Sharia*, *DJIMI*, *FTSE Sharia* and *MSCI Islamic*) were less volatile than their conventional counterparts. This finding confirms the relative resilience of Islamic indexes to the global financial crisis which has affected the Islamic finance as soon as the crisis has affected the real sector of the economy. But, two Islamic indexes (*JII* and *KLSI*) were more volatile than their conventional counterparts. Even if Islamic institutions have avoided exposure to the subprime crisis, they were subjected to the second round effect of the global crisis view the prolonged duration of the crisis. Given the volatility persistence of Islamic indexes, we have modeled the volatility through a long memory model namely

FIGARCH model. We also highlighted the fractal nature of Islamic indexes reflecting self-similarity and scale invariance. The high volatility of Islamic indexes led us to analyze the transmission of stock market shocks and to apprehend the contagion phenomenon. We analyzed this phenomenon through dynamic conditional correlation model (DCC-GARCH). We found conclusive results corroborating with many studies. There is a significant transmission of volatility from the US market represented by S&P 500 index to Malaysian and Indonesian market during the crisis period. Despite, the intrinsic characteristics favoring the stability of Islamic finance, Islamic financial assets, especially Islamic stock indexes are not completely protected from crisis, because Islamic finance operates in an environment so complex and not immune.

It's clear that instability, as an intrinsic feature of the current financial system, has not spared the Islamic financial institutions. They could not escape the financial crisis effect with an unprecedented magnitude. This crisis, which was located in the United States, morphed into a systemic crisis with a global reach through the effect of contagion. Despite the reforms established by the Basel Committee (I, II and III) in terms of prudential supervision, the shortcomings of the system have not been filled. Indeed, these reforms have only a micro-prudential appearance. Therefore, they only act on the regulation of banks and mastery of individual risks. It is appropriate to implement new policies, especially macro-prudential policy, which aims to limit the devastating effects of the crises and to master the systemic risk. The implementation of macro-prudential policy can probably solidify the Islamic financial system, consolidate its gains in stability and reduce the crisis contagion. It is an inescapable and complementary factor to micro-prudential policy.

Key words: Volatility, Financial crisis, Islamic finance, Financial contagion, Fractals.

ملخص

يهدف موضوع هذه الأطروحة إلى دراسة مؤشرات الأسهم الإسلامية في سياق الأزمة المالية الأخيرة، وذلك باعتماد تقنيات الاقتصاد القياسي. يعرض هذا الموضوع أربع إسهامات رئيسية. أولاً، قمنا بمجرد الحقائق أو الخصائص التجريبية التي تتميز بها الأسواق المالية التعاقدية، وقمنا بإسقاط هذه الحقائق على مؤشرات الأسهم الإسلامية، حيث مكنتنا نتائج هذه الدراسة الأولية من دراسة عوائد وتقلب هذه المؤشرات. ثانياً، بالنظر إلى الخصائص التي تتعلق بسلوك التقلب، قمنا بنمذجة تقلب مؤشرات الأسهم الإسلامية، كما قمنا بدراسات مقارنة لتقلبها مع تقلب نظيراتها التقليدية. ثالثاً، قمنا بتطبيق مقارنة جديد لنمذجة السلاسل الزمنية المالية، التي تعتمد على ظاهرة الكسورية، والتي من خلالها أثبتنا وجود اثنين من الخصائص الرئيسية وهي ثبات الشكل رغم تغير السلم الزمني، والتشابه الذاتي. وأخيراً، مع الأخذ بعين الاعتبار أهمية التقلب التي سجلتها المؤشرات الإسلامية، قمنا بتحليل الترابط بين الأسواق (الإسلامية والتقليدية). وفي هذا الصدد، قمنا بتحليل انتقال تقلب سوق الأسهم الأمريكي، بوصفها الدولة المصدرة للأزمة، إلى الأسواق الإسلامية الماليزية والاندونيسية.

لقد أثبتنا في دراسة أولية أن مؤشرات الأسهم الإسلامية تلتقط تقريباً جميع الظواهر التي تمت ملاحظتها تجريبياً في الأسواق المالية التقليدية، ويتعلق الأمر بترآك التقلب، والذاكرة طويلة الأمد التي تعني أن أثر الأزمات يبقى مفعوله سارياً لمدة طويلة، وتباين التقلب بحيث لا يكون للأخبار الجيدة والسيئة نفس التأثير على التقلب، بحيث أن حجم تأثير الأخبار السيئة على التقلب يكون أكثر من حجم تأثير الأخبار الجيدة، وكذلك الظاهرة الجديدة المعروفة بالكسورية وتعني أن بنية عوائد مؤشرات الأسهم بنية هندسية متكررة في الزمان وتسمح بالتالي بتوقع الأزمات. لقد قمنا بنمذجة تقلب مؤشرات الأسهم الإسلامية و مقارنتها مع نظيراتها التقليدية عبر نماذج التقلب المشروط، فلاحظنا أن مؤشرات الأسهم الإسلامية عرفت تقلبات كبيرة و مستمرة في الزمن مثل نظيراتها التقليدية. كما لاحظنا أن أربع مؤشرات إسلامية عرفت تقلبات بحدة أقل من نظيراتها التقليدية، ويعزى ذلك بكون المؤشرات التقليدية أكثر عرضة للأزمات المالية، لكن لاحظنا أن اثنين من المؤشرات الإسلامية عرفت تقلباً بحجم أكبر من نظيرتها التقليدية. ويعزى ذلك إلى كون أن الأزمة المالية أثرت على التمويل الإسلامية من خلال تداعياتها على الاقتصاد الحقيقي الذي يعد من مرتكزات المالية الإسلامية. كما قمنا بنمذجة ظاهرة الذاكرة طويلة الأمد لمؤشرات الأسهم الإسلامية، و اتضح من خلال النتائج أن الأزمة المالية كانت لها انعكاسات واضحة على استمرار تقلب هذا النوع من المؤشرات، وقمنا بعد ذلك بالتأكد تجريبياً من كسورية المؤشرات، نظراً لكون المقاربة الكسورية أكثر قدرة على التقاط معظم الظواهر التي تعرفها الأسواق المالية، ومن بينها التقلبات المستمرة والارتجاجات المتكررة. وتبين أن مؤشرات الأسهم المالية

تكتسي طابعا كسريا، بمعنى أن تطور المؤشرات يشبه البنى الهندسية المؤلفة من كسريات و هي أجزاء صغيرة جدا وغير منتظمة ذات أبعاد لامتناهية بالصغر، يمكن أن تتألف من أجزاء متشابهة مؤلفة بدورها من أجزاء متشابهة مشابهة للجزء الأم. وهذا ما يعرف بخاصية التشابه الذاتي أي أن مكوناتها مشابهة للكسرية الأم مهما كانت درجة التكبير. أخيرا، قادتنا التقلبات الكبيرة في مؤشرات الأسهم الإسلامية لتحليل آليات انتقال الأزمات من السوق المالية الأمريكية إلى السوقين الإندونيسي و الماليزي من أجل رصد ظاهرة العدوى المالية. لقد اتضح جليا من خلال دراستنا التجريبية أن هناك انتقال كبير لتقلبات السوق الأمريكية إلى السوقين الماليزي والإندونيسي خلال فترة الأزمة المالية. كما أن حجم الترابط كان مهما للغاية .

رغم عوامل الاستقرار التي تحظى بها المالية الإسلامية، فإنها ليست محصنة تماما من الأزمات المالية، لأنها تعمل في بيئة معقدة وغير آمنة. وبالتالي ينبغي لصناع القرار اتخاذ تدابير وقائية لحماية التمويل الإسلامي من عدم الاستقرار الخارجي، وتداعيات تقلبات الأسواق المالية التقليدية، من أجل الحد من آثار ظاهرة العدوى المالية. وعلى الرغم من الإصلاحات التي وضعتها لجنة بازل 1 و 2 و 3 من حيث الرقابة التحوطية الصغرى، لم يتم حل المشاكل المتعلقة بتدبير المخاطر المالية وضبطها حتى لا تتحول إلى أزمات مالية. هذه الإجراءات الاحترازية تعمل فقط على تنظيم البنوك والتمكن من المخاطر الفردية دون القدرة على تدبير المخاطر النظامية التي كانت سببا في تأجيج الأزمة المالية الأخيرة. وبالتالي يجب التفكير في تبني سياسات جديدة، وخاصة السياسة الاحترازية الكلية أو ما يسمى بالرقابة التحوطية الشاملة، والتي تهدف إلى الحد من الآثار المدمرة للأزمات والسيطرة على المخاطر النظامية. كما من شأن هذه السياسات تعزيز مقاومة النظام المالي الإسلامي للأزمات الاقتصادية، وتعزيز مكاسبه في الاستقرار والحد من العدوى المالية.

الكلمات الدالة : التقلب، الأزمة المالية، المالية الإسلامية، العدوى المالية، الهندسة الكسيرية.



Table des matières

RESUME.....	5
ABSTRACT	8
ملخص.....	10
Liste des abréviations.....	15
Liste des tableaux	16
Liste des figures	18
INTRODUCTION GENERALE	20
Références	28
Chapitre 1 : Faits stylisés des marchés financiers	31
Introduction	31
1. Stationnarité des rendements.....	34
2. Autocorrélation des rendements et efficience des marchés.....	42
3. Leptokurticité et asymétrie des rendements	45
4. Accumulation de la volatilité (Volatility clustering).....	47
5. Mémoire longue	49
6. Effet de levier	49
7. Crises financières	50
7.1 Origines et mécanismes de la crise de 2007-2008	50
7.2 Sortie de la crise récente	51
Conclusion.....	53
Références	54
Chapitre 2 : Modélisation de la volatilité des indices boursiers islamiques.....	59
Introduction	59
1. La finance islamique : Principes fondateurs et instruments de financement	60
1.1. Interdiction du <i>Riba</i>	61
1.2. Interdiction du <i>Gharar</i>	61
1.3. Interdiction du <i>Maysir</i>	62
1.4. Exigence d'investissement dans les secteurs licites.....	62
1.5. Obligation de partage des profits et des pertes	62
1.6. Adossement des investissements à des actifs tangibles	62



2. Les produits de la finance islamiques	63
2.1. Produits bancaires	63
2.1.1 Murabaha	64
2.1.2 Ijara	65
2.1.3 Salam	66
2.1.4 Istisnaa	66
2.1.5 Mudaraba	67
2.1.6 Musharaka	68
2.2. Produits assurantiels : <i>Takaful</i>	69
2.3. Produits du marché	69
2.3.1 Sukuks	69
2.3.2 Indices boursiers islamiques	69
2.3.2.1 Processus de construction et de filtrage des indices boursiers islamiques	70
2.3.2.2 <i>Principaux indices boursiers islamiques</i>	71
3. Revue de littérature	72
4. Méthodologie : les modèles GARCH et EGARCH	74
5. Résultats empiriques	77
Conclusion	110
Références	111
Chapitre 3 : Modélisation de la mémoire longue	115
1. Modélisation de la mémoire longue : Modèle FIGARCH	116
2. Outils de détection de la mémoire longue	119
2.1 Analyse R/S	119
2.2 Analyse R/S modifié	120
3. Résultats empiriques	121
Conclusion	126
Références	128
Chapitre 4 : Multi-fractalité des indices boursiers islamiques	131
1. Revue de littérature	132
2. Invariance d'échelle et processus auto-similaires	133
3. Résultats empiriques	135
Conclusion	145
Références	146



Chapitre 5 : Analyse de l'interdépendance des marchés	148
Introduction	148
1. Revue de littérature	148
2. Modèles multi-variés	150
2.1 Modèle VEC (Vector Error Correction)	151
2.2 Modèle BEKK-GARCH	152
2.3 Modèle GARCH Multivarié	153
2.4 Modèle CCC-GARCH	154
2.5 Modèle DCC-GARCH	155
3. Résultats empiriques	158
Conclusion	162
Références	163
CONCLUSION GENERALE	166
BIBLIOGRAPHIE GENERALE	171
ANNEXES	179
Annexe 1 : Projet de loi 103.12 – Janvier 2014 relatif aux banques participatives	179
Annexe 2 : Modalité de gestion des indices boursiers islamiques	185



Liste des abréviations

ARCH: Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

ARFIMA: Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average

ARIMA: Autoregressive Integrated Moving Average

ARMA: Autoregressive Moving Average

BEKK: Baba, Engle, Kraft, et Kroner.

CCC: Constant Conditionnel correlation

DCC: Dynamic Conditional Correlation

DJIA: Dow Jones Industrial Average

DJIMI: Dow Jones Islamic Market Index

EGARCH: Exponential General Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

FIGARCH: Fractionally Integrated General Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

FTSE: Financial Times Stock Exchange

GARCH: General Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

JKSE: Jakarta Stock Exchange

JII: Jakarta Islamic Market

KLCI: Kuala Lumpur Composite Index

KLSE: Kuala Lumpur Stock Exchange

KPSS: Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin

MSCI: Morgan Stanley Capital International

PP: Philips-Perron

S&P 500: Standard and Poor's 500

VEC : Vector Error correction.



Liste des tableaux

Tableau 1: Corrélogramme des valeurs de clôture de l'indice <i>S&P 500</i>	35
Tableau 2: Test de stationnarité pour les valeurs de clôture de l'indice <i>S&P 500</i>	38
Tableau 3: Test de stationnarité pour les rendements de l'indice <i>S&P 500</i>	40
Tableau 4: Coefficients d'autocorrélation des rendements de l'indice <i>S&P 500</i>	44
Tableau 5: Coefficients d'autocorrélation des rendements au carré de l'indice <i>S&P 500</i>	45
Tableau 6 : Tests de stationnarité des prix de clôture et des rendements journaliers.....	90
Tableau 7: Propriétés statistiques des rendements journaliers des indices boursiers islamiques et leurs homologues conventionnels	91
Tableau 8: Test d'homoscédasticité pour les rendements des indices islamiques et de leurs homologues conventionnels	94
Tableau 9: Paramètres du modèle <i>GARCH (1.1)</i> pour le <i>DJIMI</i> et le <i>DJIA</i>	95
Tableau 10: Test de Fisher d'équivalence des variances pour le <i>DJIMI</i> et le <i>DJIA</i>	97
Tableau 11: Paramètres du modèle <i>GARCH (1.1)</i> pour le <i>S&P Sharia</i> et <i>S&P 500</i>	97
Tableau 12: Test de Fisher d'équivalence des variances pour le <i>S&P Sharia</i> et <i>S&P 500</i>	98
Tableau 13: Paramètres du modèle <i>GARCH (1.1)</i> pour le <i>FTSE Sharia</i> et le <i>FTSE All world</i>	99
Tableau 14: Test de Fisher d'équivalence des variances pour le <i>FTSE Sharia</i> et le <i>FTSE All World</i>	99
Tableau 15: Paramètres du modèle <i>GARCH (1.1)</i> pour le <i>MSCI Islamic</i> et le <i>MSCI World</i> ...	99
Tableau 16: Test de Fisher d'équivalence des variances pour <i>MSCI Islamic</i> et le <i>MSCI World</i>	100
Tableau 17: Paramètres du modèle <i>GARCH (1.1)</i> pour le <i>JII</i> et le <i>JKSE</i>	102
Tableau 18: Test de Fisher d'équivalence des variances pour le <i>JII</i> et le <i>JKSE</i>	103
Tableau 19: Paramètres du modèle <i>GARCH (1.1)</i> pour le <i>KLCI</i> et le <i>KLSI</i>	103
Tableau 20: Test de Fisher d'équivalence des variances pour <i>KLSI</i> et <i>KLCI</i>	104
Tableau 21: Paramètres du modèle <i>EGARCH (1.1)</i> pour le <i>DJIMI</i> et le <i>DJIA</i>	105
Tableau 22: Paramètres du modèle <i>EGARCH (1.1)</i> pour le <i>S&P Sharia</i> et <i>S&P 500</i>	106
Tableau 23: Paramètres du modèle <i>EGARCH (1.1)</i> pour <i>MSCI Islamic</i> et <i>MSCI World</i>	107
Tableau 24: Paramètres du modèle <i>EGARCH (1.1)</i> pour le <i>FTSE sharia</i> et le <i>FTSE All world</i>	107
Tableau 25: Paramètres du modèle <i>EGARCH (1.1)</i> pour le <i>JII</i> et le <i>JKSE</i>	108
Tableau 26: Paramètres du modèle <i>EGARCH (1.1)</i> pour le <i>KLSI</i> et le <i>KLCI</i>	108
Tableau 27: Effet des chocs selon leur signe pour les deux types d'indices boursiers	109



Tableau 28: Corrélogramme des rendements de l'indice <i>DJIMI</i>	121
Tableau 29: Corrélogramme des rendements de l'indice <i>JII</i>	122
Tableau 30: Corrélogramme des rendements de l'indice <i>MSCI Islamic</i>	122
Tableau 31: Estimation du paramètre de Hurst pour les 3 séries financières.....	123
Tableau 32: Estimation du modèle à mémoire longue <i>FIGARCH</i> (1.1)	124
Tableau 33: Moments des rendements absolus du <i>JII</i> à divers échelles de temps de 1 à 10 jours	139
Tableau 34: Moments des rendements absolus du <i>DJIMI</i> à divers échelles de temps de 1 à 10 jours	139
Tableau 35: Moments des rendements absolus du <i>S&P Sharia</i> à divers échelles de temps de 1 à 10 jours	140
Tableau 36: Valeurs de la fonction $C(q)$ pour <i>JII</i> , <i>S&P Sharia</i> et <i>DJIMI</i>	142
Tableau 37: Valeurs de l'exposant multi-fractal $\zeta(q)$ des rendements absolus	143
Tableau 38: Paramètres du modèle <i>DCC-GARCH</i> pour le <i>S&P 500</i> et le <i>S&P Sharia</i>	158
Tableau 39: Paramètres du modèle <i>DCC-GARCH</i> pour le <i>S&P 500</i> et le <i>JII</i>	159
Tableau 40: Paramètres du modèle <i>DCC-GARCH</i> pour le <i>S&P 500</i> et le <i>KLSI</i>	160



Liste des figures

Figure 1: Evolution des valeurs de clôture de l'indice <i>S&P 500</i> en Dollar	35
Figure 2: Evolution des rendements journaliers de l'indice <i>S&P 500</i>	39
Figure 3: QQ-plot des rendements journaliers de l'indice <i>S&P 500</i>	47
Figure 4: Clusters de volatilité sur les rendements du <i>S&P 500</i>	48
Figure 5: Répartition géographique de la finance islamique dans le monde (HSBC Amanah, 2012).....	61
Figure 6: Principaux produits de la finance islamique (The economist, 2010).....	63
Figure 7: Principe de <i>Murabaha</i> (le guide de la finance islamique, 2009)	65
Figure 8: Principe d' <i>Ijara</i> (le guide de la finance islamique, 2009)	65
Figure 9: Principe du <i>Salam</i> (le guide de la finance islamique, 2009).....	66
Figure 10: Principe d' <i>Istisnaa</i> (le guide de la finance islamique, 2009).....	66
Figure 11: Principe de <i>Mudaraba</i> (le guide de la finance islamique, 2009)	67
Figure 12: Principe de <i>Musharaka</i> (le guide de la finance islamique, 2009).....	68
Figure 13: Répartition des actifs islamiques selon le type de produit (Association d'Economie Financière, 2005).....	68
Figure 14: Evolution des valeurs de clôture du <i>S&P Sharia</i> en USD.....	77
Figure 15: Evolution des rendements journaliers du <i>S&P Sharia</i>	78
Figure 16: Evolution des valeurs de clôture <i>S&P 500</i> en USD	78
Figure 17: Evolution des rendements journaliers du <i>S&P 500</i>	78
Figure 18: Evolution des valeurs de clôture de l'indice <i>DJIMI</i> en USD	79
Figure 19: Evolution des rendements journaliers de l'indice <i>DJIMI</i>	79
Figure 20: Evolution des valeurs de clôture de l'indice <i>DJIA</i> en USD.....	80
Figure 21: Evolution des rendements journaliers de l'indice <i>DJIA</i>	80
Figure 22: Evolution des valeurs de clôture de l'indice <i>MSCI Islamic en USD</i>	82
Figure 23: Evolution des rendements journaliers de l'indice <i>MSCI Islamic</i>	82
Figure 24: Evolution des valeurs de clôture de l'indice <i>MSCI World en USD</i>	83
Figure 25: Evolution des rendements journaliers de l'indice <i>MSCI World</i>	83
Figure 26: Evolution des valeurs de clôture du <i>FTSE Sharia en GPB</i>	84
Figure 27: Evolution des rendements journaliers du <i>FTSE Sharia</i>	84
Figure 28: Evolution des valeurs de clôture du <i>FTSE All World en GPB</i>	85
Figure 29: Evolution des rendements journaliers du <i>FTSE All World</i>	85
Figure 30: Evolution des valeurs de clôture du <i>JII en Roupie</i>	86



Figure 31: Evolution des rendements journaliers du <i>JII</i>	86
Figure 32: Evolution des valeurs de clôture du <i>JKSE en Roupie</i>	87
Figure 33: Evolution des rendements journaliers du <i>JKSE</i>	87
Figure 34: Evolution des valeurs de clôture de l'indice <i>KLSI en Ringgit</i>	88
Figure 35: Evolution des rendements journaliers de l'indice <i>KLSI</i>	88
Figure 36: Evolution des valeurs de clôture de l'indice <i>KLCI en Ringgit</i>	89
Figure 37: Evolution des rendements journaliers de l'indice <i>KLCI</i>	89
Figure 38: Flocon de Von Koch après 3 itérations	131
Figure 39: Triangle de Sierpinski après 4 itérations	132
Figure 40: Aspect fractal des rendements journaliers de l'indice <i>S&P Sharia</i>	136
Figure 41: Aspect fractal des rendements journaliers de l'indice <i>DJIMI</i>	137
Figure 42: Aspect fractal des rendements journaliers de l'indice <i>JII</i>	137
Figure 43: Moments des rendements absolus du <i>Jakarta Islamic Index</i>	141
Figure 44: Moments des rendements absolus du <i>DJIMI</i>	141
Figure 45: Moments des rendements absolus du <i>S&P Sharia</i>	142
Figure 46: Exposant multi-fractal des 3 indices boursiers islamiques	143

INTRODUCTION GENERALE

La dynamique des marchés financiers est parmi les phénomènes économiques les plus complexes. En effet, l'incertitude commande cette dynamique et joue un rôle central dans la plupart des problèmes abordés par la théorie financière (Bollerslev et al, 1991). Par conséquent, la modélisation ne peut pas être envisagée sans tenir compte d'innombrables facteurs qui influencent le marché. L'asymétrie de l'information qui fait que cette dernière n'est pas la même pour tout le monde, et le nombre gigantesque d'agents qui interviennent et interagissent sur le paysage financier sont les principaux facteurs qui influencent le marché et rendent la modélisation financière un exercice ardu.

En fait, la première modélisation de la dynamique des actifs financiers trouve son origine dans les travaux de recherche de Louis Bachelier, exposés dans sa thèse intitulée « la théorie de la spéculation » (Bachelier, 1900). L'idée de la thèse qui va structurer toute la finance moderne consiste à relier les marchés financiers et la théorie des probabilités. Ainsi, Bachelier a lié la théorie des probabilités à la finance, et a instrumentalisé la loi normale en tant que loi de probabilité susceptible de décrire l'évolution des cours boursiers. En s'inspirant de cette loi, il est possible de calculer avec quelle probabilité le cours d'une action peut monter ou baisser à $x\%$. Selon Bachelier (1900), les cours évoluent dans le temps selon une marche aléatoire qui signifie que le cours d'aujourd'hui ne dépend pas de celui d'hier, ni des cours précédents, mettant en évidence l'absence d'une dépendance temporelle. Ces cours sont décrits comme des variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées (Bachelier, 1900). Cette loi simpliste a été le fruit de plusieurs travaux et le générateur d'un nombre important de théories statistiques, en particulier le théorème central limite. Ce dernier signifie que toute somme de variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées tend vers une variable aléatoire normale (Lantier et Trotoux, 1995).

Ainsi, les premiers soubassements théoriques de la finance mathématique reviennent aux travaux de recherches de Bachelier qui étaient d'une valeur ajoutée scientifique palpable et considérable. Cependant, en dépit de l'apport significatif de la thèse de Bachelier et malgré son aspect original, sa thèse fut oubliée pendant presque cinq décennies et n'a suscité aucun intérêt à l'époque. Ce n'est qu'en 1956 que l'économiste Samuelson cite largement les

travaux de Bachelier dans sa thèse. Un autre économiste Fama a exploité les travaux de Bachelier en 1964 et a posé le fondement de la théorie de l'efficience des marchés financiers. Le concept de l'efficience des marchés qui a suscité de grands débats sur sa crédibilité et son réalisme signifie que toute l'information disponible est intégrée dans les cours, et seule une nouvelle information les fera varier. Chaque nouveau cours est donc indépendant des précédents (Fama, 1965). Cette notion qui paraît abstraite a été fortement controversée par nombre d'économistes et a été sujette à de vifs débats. C'est pour cela, que la notion de l'efficience a été développée pour couvrir trois formes à savoir l'efficience faible, l'efficience semi-forte et enfin l'efficience forte (Fama, 1965)¹. Enfin, il convient de signaler que la plupart des marchés financiers s'approchent de l'efficience semi-forte (Herlin, 2010).

En s'inspirant toujours des résultats de Bachelier, un autre économiste Markovic a développé en 1952 la théorie de gestion de portefeuille. Un autre modèle de Black-Sholes (1973) a été élaboré et a servi de base pour l'évaluation des prix d'options (put et call). Dès lors, la finance va connaître une croissance accrue grâce à cette base théorique très riche. Les nouvelles technologies de l'information ont joué également un rôle crucial dans cette croissance, surtout au niveau de la conception et la mise en place des logiciels susceptibles de quantifier les risques, modéliser et prévoir la dynamique des actifs financiers.

Nonobstant cela, la fréquence importante des crises financières surtout durant la dernière décennie (2000-2010) a suscité des interrogations sur la fiabilité et la pertinence des modèles financiers existants ainsi que leurs hypothèses de base. Ces hypothèses particulièrement, le mouvement brownien qui conditionne la normalité des cours boursiers et l'hypothèse de l'efficience semi forte soutenue par Fama sont des hypothèses restrictives.

¹ L'efficience faible signifie que toute l'information passée est intégrée dans le prix actuel, ainsi, il est inutile de tirer profit des informations passées pour prévoir les variations futures des prix, vu que tous les agents disposent de la même information, ce qui rend vaine toute analyse technique.

Concernant l'efficience semi-forte, cette forme considère que l'intégralité des informations publiques sont prises en compte par les prix. Ces prix réagissent instantanément à l'annonce des informations rendues publiques qui peuvent être macroéconomique, financières, bilancielle...etc. Dans ce cas-là, les informations privées non détenues par le public vont affecter significativement la décision de l'investissement.

Enfin, l'efficience forte veut dire que toutes les informations que ce soient publiques ou privées sont intégrées dans le prix. L'analyse de l'information dans cette situation ne privilégie personne (Roland Gillet et Arian Szafarz, 2004).

D'ailleurs, nombre d'hypothèses souvent admises en théorie financière, peinent à répondre à la dynamique effective des séries temporelles financières (Mandelbrot, 2005). D'abord, l'hypothèse de la normalité est quasiment rejetée dans la plupart des études menées sur les actifs financiers (taux de change, indices boursiers, agrégats macroéconomiques...etc.). En effet, nombre de chercheurs ont affirmé empiriquement que l'introduction du mouvement brownien normale génère une sous-estimation des risques. Par conséquent, plusieurs chocs boursiers ont eu lieu depuis le début du 20^{ème} siècle jusqu'à nos jours sachant que leur probabilité de survenance était pratiquement nulle. Ceci est dû à la forme de la loi normale (qui caractérise le mouvement brownien), extrêmement aplatie aux extrémités et dont les queues sont très minces, ignorant amplement les valeurs extrêmes (Walter et Véhel, 2002). C'est pour les raisons précitées, que les fondements de base de ces théories seront remis en question à cause de leur manque de réalisme et leur incompatibilité aux comportements des séries financières. D'autant plus que l'incapacité de la modélisation gaussienne à prévoir la survenance des crises et prévenir l'avènement des risques extrêmes a remis en question tous les modèles classiques de la finance (Walter et Véhel, 2002).

Une autre hypothèse est empiriquement réfutée est celle de l'homoscédasticité. L'homoscédasticité signifie que la volatilité est une variable constante dans le temps. Or, les fluctuations et les soubresauts que connaît incessamment le paysage financier laissent présager l'existence d'un effet autorégressif à volatilité conditionnelle (effet ARCH) présent dans la composante stochastique des séries financières.

Compte tenu des imperfections enregistrées au niveau des modèles classiques, et en prenant conscience des restrictions des hypothèses, de nouveaux modèles mathématiques ont été mis en place en vue d'assurer une modélisation optimale des actifs financiers à savoir les modèles autorégressifs à volatilité conditionnelle hétéroscédastique simples et généralisés (*ARCH* et *GARCH*) développés par Engle (1982) . Ces modèles ont le principal avantage de prendre en compte principalement la dynamique temporelle variable de la volatilité (l'hétéroscédasticité) et également la leptokurticité des rendements traduisant un excès de Kurtosis (coefficient mesurant l'aplatissement des distributions). Cet excès de Kurtosis est l'un des indicateurs de la non-normalité. L'évolution des modèles ne s'arrête pas là. De nouvelles classes de modèles seront mises en place notamment les extensions des modèles *GARCH* à savoir l'exponentiel *GARCH* connu sous le sigle *EGARCH* et le *GARCH* fractionnaire intégré connu sous le sigle de *FIGARCH*. L'extension a été établie après avoir constaté empiriquement que les modèles

ARCH et *GARCH* sont des modèles symétriques (dans le sens où les bonnes et les mauvaises nouvelles ont le même impact sur les rendements futurs et donc sur la volatilité). En effet, le modèle *GARCH* asymétrique ou *EGARCH* a été adopté quand l'économiste Black² a remarqué que les bonnes et les mauvaises nouvelles ont des impacts différents sur la volatilité contrairement au modèle *GARCH*. Ce phénomène d'asymétrie signifie que les mauvaises nouvelles tendent à faire augmenter la volatilité avec une ampleur plus importante que les bonnes nouvelles. Ce qui indique l'existence d'une sensibilité de la volatilité à l'égard des chocs.

Quant au modèle *FIGARCH* ou *GARCH* fractionnaire intégré, il a été mis en évidence par Baillie³ et se base sur l'hypothèse de la mémoire longue. La mémoire longue signifie mathématiquement une décroissance hyperbolique des autocorrélations. Elle signifie économiquement qu'un choc survenu à l'instant t a un impact à long terme sur la volatilité. Les modèles *GARCH* ont été développés également dans le cadre multi-varié. Ils permettent de cerner les interdépendances entre les marchés, et d'analyser les mécanismes de transmission de la volatilité d'un marché à un autre, surtout en période de turbulences financières.

Force est de constater actuellement que le perfectionnement des modèles économétriques n'étaient pas aussi performants pour prévoir les crises financières. La récurrence des crises ajoutées au volume des pertes énormes subies par les institutions financières à travers le monde a suscité des interrogations sur le mode de fonctionnement de la finance. Le système financier actuel a été victime de grandes dérives spéculatives qui ont créé des bulles explosives. L'industrie financière a connu également la naissance des produits dérivés générant une prise excessive et imprudente de risque.

Plusieurs commissions et cercles de recherche ont été créés pour mettre en garde les professionnels de la finance et les décideurs contre les dérives du système financier international. C'est dans ce sens que la commission d'experts de l'Organisation des Nations Unies (ONU) sous la présidence de Stiglitz a dégagé plusieurs recommandations (Stiglitz,

² Fisher Black, Merton Scholes: *The pricing of options and corporate liabilities*, Journal of Political Economy, 3, 637-654, 1973.

³ Richard Baillie (1996), *Long memory processes and fractional integration in econometrics*. Journal of Econometrics 73, 5-59.

2008). La commission a mis en évidence la nécessité vitale de procéder à une réforme agressive des systèmes bancaires par le renforcement de la surveillance prudentielle pour éviter la récidive (Fadhlaoui, 2008). Il a été recommandé également la nécessité de rétablir la connexion étroite entre la finance et la sphère réelle de l'économie. La commission a également ouvert une nouvelle piste qui s'inspire des principes de la finance islamique vu ses principes encourageant l'investissement et assurant une étroite liaison entre les transactions financières et le secteur productif. C'est dans ce contexte d'instabilité et de turbulence financière, que la finance islamique est apparue avec une poussée de croissance remarquable depuis 1970.

Née dans les années 70, la finance islamique connaît actuellement un essor important à travers le monde et s'impose de plus en plus en tant que concurrente du système financier conventionnel. Elle a pu susciter l'intérêt d'une large gamme d'investisseurs et également des pays impactés par la crise, souhaitant relancer leurs économies en permettant de nouvelles voies de financement. Le FMI estime que la croissance du secteur de la finance islamique a été en moyenne de 10 % sur les dix dernières années et que la croissance du secteur de la finance islamique a été en moyenne de 15 % depuis 2003 pour atteindre 500 milliards de dollars fin 2006, dont la moitié est détenue par des banques islamiques (Brack, 2007). Outre l'activité bancaire, la finance islamique a pu s'étendre aux activités de finance de marché notamment la gestion des fonds et la gestion indiciaire. Le premier indice Islamique a été lancé sur le marché est le « *Socially Aware Muslim Index* », et ce en 1998. Depuis, la gamme d'indices islamiques a été étendue, et les fournisseurs d'indices islamiques proposent aujourd'hui un large panel d'indices Sharia.

En dépit de l'expansion remarquable de la finance islamique due à plusieurs facteurs surtout les afflux de pétrodollar et l'excès de liquidité des pays du golfe, les études et les recherches permettant de quantifier la volatilité et les risques auxquels sont exposés les actifs de la finance islamiques sont très rares. En fait, il n'existe que peu d'études qui ont essayé de saisir la dynamique des marchés d'actions islamiques. Ce champ de recherche revêt un intérêt majeur dans la mesure où il permet d'apporter des outils d'aide à la décision d'investissement dans de nouveaux produits financiers qui sont peu connus. En fait, les décisions d'investissement sont prises suite à l'évaluation du marché. L'évaluation du risque et la valorisation des actifs sont basées sur des modèles statistiques. La volatilité est parmi les outils quantitatifs les plus utilisés pour apprécier un marché financier et mesurer sa stabilité.

Ainsi, notre thèse envisage de présenter trois principaux apports. Le premier apport vise à appréhender le comportement de la volatilité des indices boursiers islamiques, à travers la mise en pratique des modèles à volatilité conditionnelle hétéroscédastique. Nous allons également procéder à une approche comparative entre les indices en questions et leurs homologues conventionnels. Cela nous permettra d'analyser l'impact des chocs sur les rendements et sur la volatilité des indices boursiers islamiques.

Le deuxième apport vise à mettre en pratique de nouvelles voies de modélisation stochastique qui s'inspirent de la théorie des fractales fondée par le mathématicien Mandelbrot, à travers l'évaluation de la structure multi-fractale des indices boursiers islamiques. L'introduction de l'analyse multi-fractale s'explique par deux raisons. D'une part, les limites et les imperfections prévisionnelles de la modélisation financière ont contribué à la remise en question de certains modèles considérés jusqu'à présent comme inébranlables. Ce constat a ainsi mis en garde les professionnels de la finance et les décideurs contre les défaillances et les limites des modèles classiques. D'autre part, nombre de chercheurs ont dénoncé l'outillage mathématique classique de la finance. Le mathématicien Mandelbrot fait partie de ces chercheurs. En fait, il a publié un ouvrage intitulé « *Une approche fractale des marchés* » dans lequel il a mis en lumière les limites et les dérives de ces outils mathématiques parce qu'il les juge inadaptés, et se basent sur des hypothèses restrictives, et finalement ne prennent pas compte des changements de prix instantanés. Ces limites contribuent largement à fausser la perception des risques financiers par les acteurs de marché (Herlin, 2010).

Mandelbrot (2005) affirme que les modèles fondés sur les fractales collent mieux à la réalité des marchés financiers. Ainsi, la naissance de la théorie des fractals en finance permettra d'ouvrir de nouvelles voie de modélisation mathématique en finance islamique, une voie susceptible d'éviter les dérives de la modélisation classique et ses imperfections prévisionnelles.

Le troisième apport a pour objectif principal d'analyser le phénomène de la contagion financière. Il s'agit d'appréhender les mécanismes de transmission de choc et de volatilité du marché d'actions Américain, en tant que marché générateur de crise, aux marchés d'actions islamiques Malaisien et Indonésien. En supposant au préalable que la finance islamique est stable et résiliente face aux crises.

L'architecture de notre thèse est structurée selon cinq chapitres. Le premier chapitre relate les principaux faits stylisés des marchés financiers. Ils sont exhibés à travers une analyse empirique des valeurs de clôture et des rendements logarithmiques journaliers de l'indice boursier américain *S&P 500*.

Ensuite, nous allons aborder dans le deuxième chapitre l'analyse économétrique des rendements et de la volatilité de quelques indices boursiers islamiques à savoir le *S&P Sharia*, le *Dow Jones Islamic Market (DJIMI)*, le *FTSE Sharia*, le *MSCI Islamic*, le *Jakarta Islamic Index (JII)* et le *Kuala Lumpur Sharia Index (KLSI)*. Cette analyse économétrique est effectuée à travers la mise en pratique des modèles autorégressifs à volatilité conditionnelle hétéroscédastique notamment les modèles *GARCH*, *EGARCH*, avec la mise en place d'une approche comparative entre ces indices et leurs homologues conventionnels.

Le troisième chapitre sera consacré à l'analyse de la mémoire longue présente éventuellement dans la composante de la volatilité. Cela nous permettra d'analyser la persistance de la volatilité et l'impact continu dans le temps des chocs subis par les marchés d'actions islamiques.

Nous allons ensuite aborder dans le 4ème chapitre l'analyse de la structure fractale des indices islamiques. Cette nouvelle voie en modélisation stochastique nous permettra de déceler deux caractéristiques présentes dans les objets fractales, notamment l'autosimilarité et l'invariance par changement d'échelle. Ces deux propriétés permettent de prévoir les événements extrêmes et de permettre aux opérateurs de la finance islamique une gestion préventive des risques.

Enfin, le cinquième chapitre sera consacré à l'analyse de l'interdépendance entre le marché d'action Américain et les deux marchés d'actions islamiques (Malaisien et Indonésiens) en vue de cerner les mécanismes de transmission de la volatilité. Ce chapitre a permis d'évaluer la stabilité de la finance islamique et sa résistance face aux crises provenant des autres marchés.

En fait, malgré les facteurs intrinsèques faisant de la finance islamique une composante résilience face aux crises, elle opère dans un environnement complexe marqué par une forte interdépendance avec les marchés conventionnels. Il convient de mettre en place de nouvelles politiques liant le système financier à la sphère réelle de l'économie, en vue d'éviter les



retombées des perturbations financières sur l'économie réelle. Dans ce sens, la politique macro-prudentielle est un facteur incontournable et susceptible de limiter les risques systémiques, et par conséquent, contribue à renforcer la stabilité de la finance islamique et sa résilience faces aux chocs provenant de la sphère financière.

Références

- Bachelier, L (1900), *La théorie de la spéculation*, Annales scientifiques de l'ENS, 3ème série, Tome 17, P. 21-86.
- Baillie, R (1996), *Long memory processes and fractional integration in econometrics*. Journal of Econometrics 73, 5–59.
- Black, F., Scholes, M. (1973). *The pricing of options and corporate liabilities*. Journal of Political Economy, 81, 637-654.
- Bollerslev, T (1991), *Les modèles ARCH en finance : un point sur la théorie et les résultats empiriques*, Annales d'économie et de statistique.-N°24.
- Brack, E (2007), *Les défis soulevés par le développement de la banque islamique*, Revue Banque, n°696.
- Christian, W. (2005), *L'efficacité informationnelle des marchés ; Le noyau de l'évaluation par le marché*, Les cahiers JPMorganc Numéro 5.
- Courtault, J., Kabanov, Y. (2002), *Louis Bachelier. : Aux origines de la finance mathématique*, p128-132, PUFC 2002.
- Engle, R (1982), *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with estimates of the Variance of U.K. Inflation*, Econometrica, 50, pp 987-1008.
- Fadhlaoui, H (2008), *La crise de 2007: les recommandations de Stiglitz dans la réforme du système bancaire*, Laboratoire d'économie et de gestion, Université de Bourgogne.
- Fama, E. (1965), *The behavior of stock market prices*, Journal of Business, 38, pp. 38-105.
- Gillet, R., Szafarz, A (2004), *l'efficacité informationnelle des marchés. Une hypothèse, et au-delà ?*, Univ Panthéon - Sorbonne Paris1. Working paper WP - CEB 04/004.
- Herlin, P (2010), *Finance le nouveau paradigme*, Edition Eyrolles, page 44.
- Lantier, D., Trotoux, D (1995), *La loi des grands nombres: le théorème de De Moivre-Laplace, Contribution à une approche historique de l'enseignement des mathématiques*, collection Les publications de l'IREM de Besançon", ISBN : 2-909963-136, pp. 259-294
- Mandelbrot, M (2005), *une approche fractale des marchés*, éditions Odile Jacob.
- Markowitz, H (1952), *Portfolio Selection*, Journal of Finance, 7 (1), 77-91.
- Masmoudi, F (2011), *La finance islamique dans le contexte de la crise financière: opportunités et défis*, Capmena.



Samuelson, P. (2006), *Louis Bachelier's Theory of Speculation: The Origins of Modern Finance*, Kindle Edition.

Walter, C., Vêhel, L (2002), *les marchés fractals*, Finance.



Chapitre 1 : Faits stylisés des marchés financiers

Introduction

Nombre de travaux de recherche ont tenté d'appréhender le comportement aléatoire des séries financières. A cet égard, nous pouvons citer l'article de Cont (2000) et l'article de Swell (2011). Ces deux articles ont mis en exergue les principales propriétés empiriques observées dans la plupart des marchés financiers. Les phénomènes de leptokurticité et d'hétéroscédasticité sont parmi d'autres les faits saillants des séries financières. Ces constats ont été approuvés par les travaux de Westerfield (1977), Cornell et Dietrich (1978), Bollerslev (1987), Boothe et Glassman (1987), Hsieh (1989) et autres.

Au terme de ces recherches, les auteurs ont exhibé des propriétés atypiques par rapport aux distributions normales concernant les rendements des séries financières. En effet, les queues de distributions des rendements semblent plus épaisses que celles d'une loi normale. Ceci est donné par le coefficient de Kurtosis en tant qu'estimateur du moment d'ordre 4 qui affiche une valeur supérieure à 3 (valeur du coefficient de Kurtosis quand il s'agit d'une loi normale). Ainsi, une distribution est dite leptokurtique, lorsque le coefficient de Kurtosis est supérieur à trois. La leptokurticité est l'un des aspects complexes des marchés financiers. Elle est souvent utilisée pour caractériser la distribution non normale des rentabilités boursières. En outre, l'hypothèse d'indépendance et de distribution identique est également rejetée. Cette hypothèse implique théoriquement l'existence d'un rapprochement excessif entre les données (Hsieh, 1989). Mais sur le plan empirique, des déviations majeures sont constatées, surtout en périodes de crises, entre les différentes valeurs des rendements d'un indice boursier (par exemple) et la moyenne espérée de ces rendements. Concernant l'hétéroscédasticité, ce phénomène est traduit d'abord par l'existence d'un effet autorégressif à volatilité conditionnelle (effet *ARCH*) qui a été introduit par Engle (1982) et généralisé par Bollerslev (1986) avec les processus *GARCH*. Ces modèles ont été ensuite étendus par Nelson (1991) au cas des processus asymétriques en variance (*EGARCH*). A l'encontre des modèles autorégressifs à moyenne mobile (*ARMA*) établis par Box-Jenkins (1976) basés sur

l'hypothèse d'homoscédasticité, l'existence d'un effet *ARCH* met en évidence une volatilité dynamique qui évolue dans le temps.

C'est dans cette logique que s'inscrit ce chapitre préliminaire, qui a pour objectif principal d'exhiber ces faits stylisés, c'est-à-dire les propriétés statistiques observées communément dans la plupart des marchés financiers. Pour ce faire, nous allons procéder à l'étude empirique de l'évolution de l'indice boursier américain *S&P 500* durant la période allant du 04 janvier 1980 au 07 Octobre 2011, soit 8016 cotations quotidiennes. La présente analyse empirique porte sur les valeurs de clôture de l'indice en question aussi bien que sur ses rendements journaliers. Retenons que cette période a connu 3 principaux krachs boursiers à savoir la bulle internet⁴ en 2001, la crise du 11 Septembre 2001 et enfin la crise des subprimes⁵ en 2007. Cette dernière décennie a été la pire période dans l'histoire des marchés financiers en termes de volumes de pertes énormes qui ont failli désagréger le système financier mondial.

L'indice *S&P 500* représente les 500 plus grandes sociétés cotées sur les bourses américaines. C'est l'indice boursier américain de référence, avant le *Dow Jones* qui comprend les 30 plus grosses entreprises, et le *NASDAQ* qui est l'indice de référence des valeurs technologiques américaines⁶. C'est l'indice le plus suivi par les gérants de fonds et les différents acteurs de la finance. Sa représentativité atteint près de 80% de la capitalisation totale des marchés américains. Nous notons que 84.4% de la capitalisation totale du *S&P500* provient du *NYSE*⁷, 15,5% du *NASDAQ* et 0.1% de *l'AMEX* (troisième marché américain). Ainsi, Sa représentativité significative et sa liquidité sont les raisons pour lesquelles nous l'avons choisi comme indice phare.

⁴Une bulle économique est un niveau de prix d'échanges sur un marché très excessif par rapport à la valeur financière intrinsèque (ou fondamentale) des biens ou actifs échangés.

⁵La crise des subprimes est une crise qui a touché le secteur des prêts hypothécaires à risque (subprime mortgage) aux États-Unis en juillet 2007.

⁶ Même au niveau mondial, le *S&P500* est considéré comme un indice de référence étant donné qu'il regroupe un grand nombre de sociétés, pas forcément américaines, mais coté sur les marchés américains qui reflètent en principe la tendance globale de l'économie des grandes entreprises. A titre d'exemple, le *S&P500* comprend notamment Apple, Cisco Systems, Ford, Kimberly-Clark, Kraft Foods, Macy's, Lockheed Martin, ou encore Polo Ralph Lauren.

⁷Le groupe NYSE Euronext est né de la fusion en 2006 entre le New York Stock Exchange et Euronext, la place financière européenne qui regroupe les bourses de Paris, Amsterdam, Lisbonne, Porto, Bruxelles et le LIFFE (London International Financial Futures and options Exchange).

Nous adoptons la notation suivante:

p_t : La valeur de clôture de l'indice en fonction du temps t (t représente un jour).

r_t : le logarithme du rendement journalier correspondant :

$$r_t = \ln p_t - \ln p_{t-1} = \ln \frac{p_t}{p_{t-1}} = \ln(1 + X_t) \quad (1.1)$$

où

$$X_t = \frac{(p_t - p_{t-1})}{p_{t-1}} \quad (1.2)$$

désigne la variation relative des valeurs du cours boursier en question.

Nous raisonnons souvent sur les rendements logarithmiques lorsqu'il s'agit de l'analyse des séries financières, pour permettre la comparaison avec d'autres séries financières. En outre, comme nous allons voir dans les faits stylisés, la série des prix des actifs financiers n'est pas stationnaire, c'est pourquoi nous passons à la différenciation logarithmique de premier ordre pour rendre la série stationnaire, ce qui permet l'estimation des paramètres du modèle retenu. Pour des variations au voisinage de 0, nous allons confondre les rendements de l'indice avec les rendements logarithmiques⁸.

Les données de l'indice *S&P 500* sont téléchargées à partir du site Yahoo/Finance. La base de données est constituée des valeurs journalières de l'indice à savoir les valeurs de clôture, les prix les plus bas, les plus hauts, les volumes et enfin nous avons ajouté une colonne relative aux rendements logarithmiques. Nous retenons juste les données relatives aux valeurs de clôture et aux rendements logarithmiques journaliers.

Nous allons décrire les principaux faits stylisés en analysant les valeurs de clôture et les rendements journaliers de la série en question. Nous allons commencer d'abord par la propriété de stationnarité.

⁸ Pour $X_t \approx 0$ on a: $\ln(1 + X_t) \approx X_t$ (d'après un développement limité à l'ordre 1).

En effet : $\ln(1 + x) = \sum_{k=1}^{n+1} (-1)^{k-1} \frac{x^k}{k} = x - \frac{x^2}{2} + \dots + o(x^{n+1})$

Puisque $x \ll 1$, donc on peut négliger les termes x^k avec $k \geq 2$ devant le premier terme x .

On aura ainsi, $\ln(1 + x) \approx x$

1. Stationnarité des rendements

Rappelons la définition statistique de la stationnarité.

Le processus x_t est dit strictement ou fortement stationnaire si :

\forall les n – uplets du temps $t_1 < t_2 < \dots < t_n$, tel que $t_i \in Z$ et pour tout $h \in Z$ avec $t_{i+h} \in Z, \forall i, i = 1, \dots, n$ la suite $(x_{t_1+h}, \dots, x_{t_n+h})$ a la même loi de probabilité que la suite $(x_{t_1}, \dots, x_{t_n})$.

Dans la pratique, on se limite généralement à utiliser la stationnarité du second ordre du processus étudié (Hurlin, 2007).

Un processus x_t est dit stationnaire au second ordre ou stationnaire au sens faible d'ordre deux, si les trois conditions suivantes sont satisfaites :

- i) $\forall t, \text{var}(x_t) < \infty$, la variance est finie et indépendante du temps.
- ii) $\forall t \text{ et } \forall m, E(x_t) = E(x_{t+m}) = \mu$, la moyenne est constante et indépendante du temps.
- iii) $\forall t \text{ et } \forall h, \text{cov}(x_t, x_{t+h}) = E((x_{t+h} - m)(x_t - m)) = \gamma(h)$, la covariance est indépendante du temps.

La première condition $\text{var}(x_t) < \infty$ garantit l'existence des moments d'ordre deux. La seconde condition porte sur les moments d'ordre 1 et signifie que les variables doivent avoir la même espérance quelle que soit la date t . Enfin, la troisième condition signifie que la fonction d'auto-covariance du processus doit être indépendante du temps. En résumé, un processus est stationnaire au second ordre si tous ses moments sont indépendants du temps. Cela implique que la série ne comporte ni tendance ni saisonnalité.

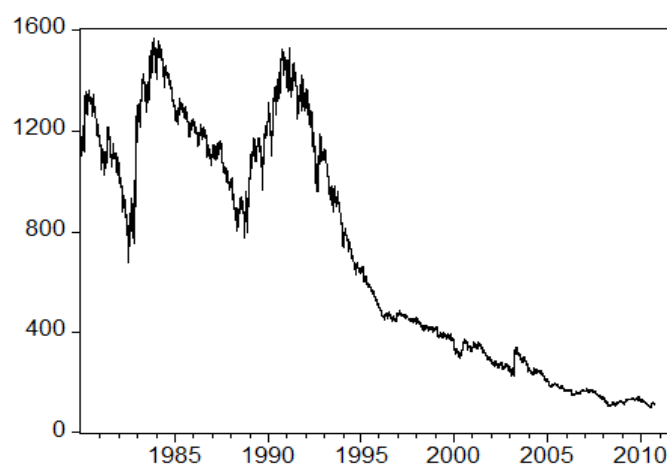


Figure 1: Evolution des valeurs de clôture de l'indice S&P 500 en Dollar

En passant à l'analyse de la courbe des valeurs de clôture de notre série financière, nous remarquons que la courbe montre tantôt une tendance baissière, tantôt une tendance haussière avec des pics récurrents, ainsi ce type de courbe ne reflète pas la stationnarité (Fig1). D'autant plus que le corrélogramme (Tab 1) montre une décroissance lente des coefficients d'autocorrélation simple.

Tableau 1: Corrélogramme des valeurs de clôture de l'indice S&P 500

retard	autocorrélation simple	Autocorrélation partielle	Q-Stat	Prob
1	1.000	1.000	8011	0.000
2	0.999	0.037	16018	0.000
3	0.999	0.033	24020	0.000
4	0.999	0.013	32017	0.000
5	0.998	0.010	40010	0.000
6	0.998	0.013	47999	0.000
7	0.998	-0.003	55983	0.000
8	0.997	0.021	63963	0.000
9	0.997	-0.012	71939	0.000
10	0.997	0.007	79911	0.000
11	0.996	-0.010	87879	0.000
12	0.996	0.017	95843	0.000
13	0.996	-0.045	103802	0.000
14	0.995	-0.027	111756	0.000
15	0.995	0.005	119705	0.000
16	0.994	0.011	127650	0.000
17	0.994	-0.018	135589	0.000
18	0.994	0.000	143524	0.000
19	0.993	0.039	151455	0.000
20	0.993	-0.009	159381	0.000

Pour confirmer statistiquement la non stationnarité de la série des prix, nous allons tester la stationnarité à travers le test de racine unitaire *ADF* (Augmented Dickey-Fuller) et les tests de stationnarité de *KPSS* (Kwiatkowski et al, 1992) et de Philips et Perron (1988). Avant de procéder au calcul des valeurs des différents tests, nous allons en présenter la démarche théorique.

Les tests de Dickey Filler (*DF*) permettent de mettre en évidence le caractère stationnaire ou non d'une chronique par la détermination d'une tendance déterministe ou stochastique.

Les modèles servant de base à la construction de ces tests sont au nombre de 3 et s'appuient sur un modèle *AR(1)*. Le modèle *AR(1)* est un modèle autorégressif d'ordre 1. En général dans un modèle *AR(P)*, l'observation présente x_t est générée par une moyenne pondérée des observations passées jusqu'à la p-ième période. Il peut être présenté sous 3 formes :

$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \varepsilon_t$: C'est un *AR(1)* avec ε_t un bruit blanc gaussien et ϕ_1 paramètre à estimer

$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \varepsilon_t + \beta$: C'est un *AR(1)* avec constante β

$x_t = \phi_1 x_{t-1} + bt + c + \beta$: C'est *AR(1)* avec tendance bt (t étant le temps, b une constante)

Le principe du test est le suivant : si l'hypothèse $H_0: \phi_1 = 1$: le processus est retenue dans l'un des trois modèles, le processus est alors non stationnaire.

Le premier modèle :

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.3)$$

Il peut s'écrire aussi sous la forme :

$$x_t - x_{t-1} = \phi_1 x_{t-1} - x_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.4)$$

Nous obtenons la forme suivante :

$$\Delta x_t = (\phi_1 - 1)x_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.5)$$

Il est donc équivalent de tester comme hypothèse :

$$H_0: \phi_1 = 1 \text{ ou } \phi_1 - 1 = 0.$$

Nous estimons par la méthode des moindres carrés ordinaires le paramètre ϕ_1 noté $\widehat{\phi}_1$ pour les trois modèles. L'estimation des coefficients et des écarts types du modèle par les moindres carrés ordinaires fournit $t_{\widehat{\phi}_1}$ qui est analogue à la statistique de Student (rapport du coefficient sur son écart type). Si $t_{\widehat{\phi}_1} > t_{tabulé}$ alors on accepte l'hypothèse H_0 ; il existe une racine unitaire, le processus n'est donc pas stationnaire. A noter que le logiciel Eviews calcule automatiquement les valeurs critiques $t_{\widehat{\phi}_1}$.

Cependant, dans les 3 modèles précédents, ε_t est par hypothèse un bruit blanc, donc non corrélé. C'est une hypothèse restrictive. Pour y remédier, nous faisons appel aux tests de Dickey- Filler Augmentés (*ADF*, 1981).

Sous l'hypothèse alternative, $|\phi_1| < 1$ les tests ADF sont fondés sur l'estimation par les moindres carrés ordinaires des trois modèles :

$$\Delta x_t = \rho x_{t-1} - \sum_{j=2}^p \phi_j \Delta x_{t-j+1} + \varepsilon_t \quad (1.6)$$

$$\Delta x_t = \rho x_{t-1} - \sum_{j=2}^p \phi_j \Delta x_{t-j+1} + c + \varepsilon_t \quad (1.7)$$

$$\Delta x_t = \rho x_{t-1} - \sum_{j=2}^p \phi_j \Delta x_{t-j+1} + c + bt + \varepsilon_t \quad (1.8)$$

Avec $\varepsilon_t \rightarrow iid$ (Independantes et identiquement distribuées) et ρ coefficient de corrélation.

Le test se déroule de manière similaire au test *DF*, seules les tables statistiques sont différentes. La valeur p peut être déterminée selon les critères d'Akaike ou de Shwartz.

Cependant, compte tenu des limites du test *ADF*, un autre test de Philips et Perron (1988) a été établi suite à une correction non paramétrique des statistiques de Dickey-Filler pour prendre en compte des erreurs hétéroscédastique. Il se déroule en 4 étapes :

- Estimation par les moindres carrés ordinaires des trois modèles de base des tests de Dickey-Filler et calcul des statistiques associés, soit e_t le résidu estimé.
- Estimation de la variance dite de court terme $\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2$ (1.9)
- Estimation d'un facteur correctif s_t^2 (variance de long terme) établi à partir de la structure des covariances des résidus des modèles précédemment estimés de telle sorte que les transformations réalisées conduisent à des distributions identiques à celles du Dickey-Filler standard :

$$s_t^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_t^2 + 2 \sum_{i=1}^l (1 - \frac{i}{l+1}) \frac{1}{n} \sum_{t=i+1}^n e_t e_{t-i} \quad (1.10)$$

Pour estimer cette variance de long terme, il est nécessaire de définir un nombre de retards l (troncature de Newey-West) estimé en fonction du nombre d'observations n , $l \simeq 4(\frac{n}{100})^{2/9}$

- Calcul de la statistique de PP :

$$t_{\hat{\phi}_1} = \sqrt{k} \frac{(\hat{\phi}_1 - 1)}{\sigma_{\hat{\phi}_1}} + \frac{n(k-1)\sigma_{\hat{\phi}_1}}{\sqrt{k}} \quad (1.11)$$

Avec :

$$k = \hat{\sigma}^2 / s_t^2 \quad (1.12)$$

Cette statistique est à comparer aux valeurs critiques de la table de MacKinnon.

Les deux tests DF et ADF visent à tester la validité de l'hypothèse nulle de racine unitaire contre l'hypothèse alternative d'absence de racine unitaire, tandis que la procédure du test $KPSS$ impose la stationnarité sous l'hypothèse nulle.

Kwiatkowski et al. (1991) propose d'utiliser un test du multiplicateur de Lagrange (LM) fondé sur l'hypothèse nulle de stationnarité. Après estimation des modèles 2 et 3, nous calculons la somme partielle des résidus:

$$S_t = \sum_{i=1}^t e_i \quad (1.13)$$

Nous estimons ensuite la variance du long termes s_t^2 .

La statistique est alors :

$$LM = \frac{1}{s_t^2} \frac{\sum_{t=1}^n S_t^2}{n^2} \quad (1.14)$$

Nous rejetons l'hypothèse de stationnarité si cette statistique est supérieure aux valeurs critiques lues dans une table élaborée par les auteurs. Le logiciel *Eviews* permet directement l'utilisation de ces tests.

Tableau 2: Test de stationnarité pour les valeurs de clôture de l'indice S&P 500

Test	Statistique du test
ADF	-1.77*
PP	-1.75*
$KPSS$	10.87*

Notes : La valeur critique à 1% de Mackinnon est de -3.43 pour les tests *ADF* et *PP*. La valeur critique à 1% pour le test *KPSS* est égale à 0.73.

Pour le test *ADF*, nous avons obtenu les résultats suivants :

$$t_{\hat{\phi}_1} = -1.77 \text{ et } t_{\text{tabulé}} = -3.43 \text{ ainsi } t_{\hat{\phi}_1} > t_{\text{tabulé}}$$

Donc nous acceptons l'hypothèse H_0 ; il existe une racine unitaire et le processus n'est donc pas stationnaire.

Pour le test *KPSS*, nous avons obtenu les résultats suivants :

$LM = 10.87$ et la valeur critique au seuil de 1% est égale à 0.73, d'où $LM > 0.73$, nous rejetons ainsi l'hypothèse de stationnarité H_0 . De même pour le test de Philips et Perron.

Nous pouvons conclure enfin, que la série des valeurs de clôture de l'indice *S&P 500* n'est pas stationnaire. Pour rendre la série stationnaire, nous procédons à la différenciation logarithmique du premier ordre. Nous allons raisonner désormais sur les rendements journaliers (confondus avec les rendements logarithmiques journaliers).

Nous pouvons remarquer dans la figure 2 que les rendements semblent stationnaires autour d'une constante, et des fluctuations qui prennent des valeurs tant négatives que positives autour de la moyenne.

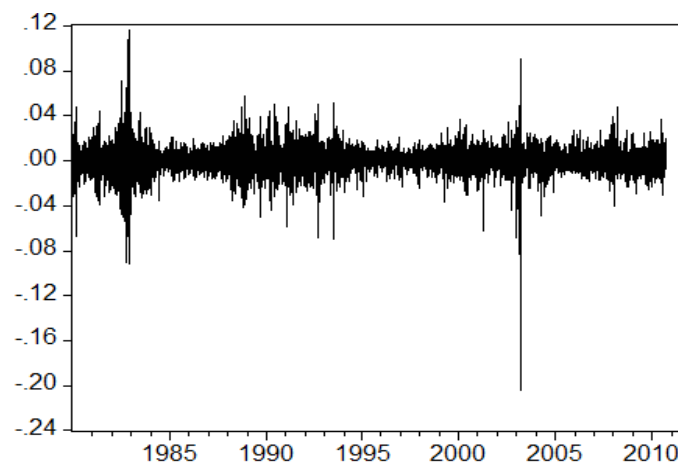


Figure 2: Evolution des rendements journaliers de l'indice *S&P 500*

Pour confirmer la stationnarité des rendements de l'indice boursier *S&P 500*, nous reprenons les tests *ADF*, *KPSS* et *PP*.

Les résultats affichés par le logiciel *Eviews* sont illustrés dans le tableau 3.

Tableau 3: Test de stationnarité pour les rendements de l'indice *S&P 500*

Test	Statistique du test
<i>ADF</i>	-69.51*
<i>PP</i>	-96.06*
<i>KPSS</i>	0.13*

Notes : La valeur critique à 1% de Mackinnon est de -3.43 pour les tests *ADF* et *PP*. La valeur critique à 1% pour le test *KPSS* est égale à 0.73.

Pour le test *ADF*, nous avons les résultats suivants :

$$t_{\hat{\phi}_1} = -69.51 \text{ et } t_{\text{tabulé}} = -3.43 \text{ ainsi } t_{\hat{\phi}_1} < t_{\text{tabulé}}$$

Donc nous rejetons l'hypothèse H_0 ; il n'existe pas de racine unitaire, le processus est donc stationnaire.

Pour le test *KPSS*, nous avons obtenu les résultats suivants :

$LM = 0.13$ et la valeur critique au seuil de 1% est égale à 0.73, d'où $LM < 0.73$, nous acceptons ainsi l'hypothèse de stationnarité H_0 . De même pour le test de Philips et Perron qui confirme la stationnarité des rendements de l'indice *S&P 500*.

Nous nous contentons, pour analyser la dynamique de l'indice boursier, de la période allant de 2000 à 2011 vue que cette période est plus récente et a connu plus de crises. La figure 2 relative à l'évolution des rendements de l'indice *S&P 500* exhibe des pics négatifs en 2000, en 2003, et en 2007. Nous pouvons remarquer clairement que l'allure semble être différente de celle d'un bruit blanc, et des cycles semblent apparaître à cause de la variabilité importante de l'indice, sachant que l'allure d'un bruit blanc marque une extrême régularité de l'aléa gaussien. Parallèlement, une tendance baissière des prix est affichée depuis l'année 2000 jusqu'à la chute de l'indice en 2003 (Figure 1). En effet, cette période a été marquée par la bulle internet, qui s'est explosée en 2000 et a continué d'affecter significativement l'indice *S&P 500* jusqu'à son paroxysme en 2003.

En fait, la bulle internet est une bulle spéculative, qui a impacté les valeurs boursières relatives au secteur de la technologie de l'information. Ses premiers symptômes ont vu le jour en 1995 quand les deux sociétés *Yahoo* et *Netscape* furent introduits dans la bourse et ont



attiré un nombre important d'investisseurs. L'intérêt vif des investisseurs lors de l'introduction en bourse de *Netscape* fait monter le cours de l'action de la jeune société de 28 à 75 \$ en un seul jour. La société a atteint 2 milliards de dollars de capitalisation boursière à la fin de sa première journée de cotation. Ainsi, plusieurs entreprises ont procédé à des achats massifs d'actions liées aux secteurs technologiques. Ceci a été effectué sans tenir compte des risques éventuels et en surestimant les retours sur investissement, en tirant profit des crédits accordés par les banques avec des taux d'intérêts faibles. Le 10 mars 2000, l'indice boursier *NASDAQ* avait atteint son plus haut niveau évalué à 5.048 points. 16 mois plus tard, en juillet 2002, l'indice a chuté brutalement et atteint 1.328, une baisse historique de 74%. En fait, le taux d'intérêt a augmenté brusquement et par conséquent, la bulle finit par éclater à partir de Mars s'étendant à l'ensemble des bourses, et provoquant une récession économique de ce secteur et de l'économie en général (La tribune, 2014)⁹.

Cette tendance baissière est expliquée également par les conséquences immédiates des attentats du 11 Septembre 2001, qui ont causé des pertes énormes aux compagnies aériennes et aux sociétés d'assurance américaines à l'exemple de la compagnie Swissair. Cependant, l'indice *S&P 500* a repris sa dynamique et a enregistré une tendance haussière. En effet, depuis 2003, l'indice enregistre une hausse constante. Mais cette tendance haussière va arriver à son bout au mois de septembre 2007 qui a connu une crise financière fatale, celle connue par la crise des *subprimes*. Cette crise a été déclenchée suite à une politique américaine visant l'encouragement de la consommation au profit des ménages aux faibles revenus. Ces derniers ont pu bénéficier des crédits à des taux bas (estimés à 1%) et variables. Les crédits *subprimes* dédiés aux ménages aux faibles revenus constituaient 20% des prêts immobiliers aux Etats-Unis. Les banques accordant ces crédits ont procédé à la titrisation en émettant des actions. Toutefois, suite à une forte augmentation du taux d'intérêt (de 1 à 6%), les remboursements de crédits ont connu d'importantes augmentations. Les ménages se sont vus incapables d'honorer leurs engagements. Cela a provoqué l'effondrement de la valeur des titres comprenant les subprimes et des pertes énormes pour les établissements financiers ayant acheté ces titres.¹⁰

^{9 9} Nicolas Richaud (2014), Bulle internet : le marché a-t-il raison d'être hanté par le krach des années 2000 ? La tribune.

¹⁰ Marianne Bliman (2007), "Subprime" : explications d'une crise, Les Echos.

Ce krach d'une telle ampleur a poussé les banques centrales à mener des plans urgents de sauvetage pour absorber les pertes et éviter la récession de l'économie mondiale. Le plan de sauvetage consistait à injecter de la liquidité aux établissements financiers qui ont été affectés par la crise. Par conséquent, une renaissance progressive a été remarquée dans les marchés d'actions, particulièrement pour l'indice *S&P 500* qui a enregistré une augmentation de sa valeur. En bref, la décennie récente a connu des événements imprévisibles sous forme de chocs financiers, dégageant des fluctuations importantes des rendements.

Ainsi, nous avons prouvé que la série des valeurs de clôture n'est pas stationnaire, tandis que la série des rendements journaliers est stationnaire. Ce résultat est conforme aux résultats de Meese et Singleton (1982), Meese et Rogoff (1983), Corbae et Ouliaris (1986), Baillie et Boullerslev (1989) et d'autres. Ces derniers ont montré que les séries temporelles financières et macroéconomiques affichent souvent la présence de racine unitaire, tandis que les variations sont stationnaires. Après l'analyse de la stationnarité, nous allons passer à la propriété de l'autocorrélation des rendements.

2. Autocorrélation des rendements et efficience des marchés

Cornell et Dietrich (1978), Levich (1979), et Dooley et Shafer (1983) ont montré que les variations des cours de change se caractérisent par l'absence du phénomène d'autocorrélation. Ce constat empirique n'a pas été confirmé par Poole (1967), Baillie et McMahon, et Palm et Vlaar (1997) qui ont détecté la présence d'une autocorrélation de premier ordre.

L'autocorrélation d'une série temporelle ou d'un processus x_t désigne la corrélation du processus par rapport à une version décalée dans le temps de lui-même. L'absence d'autocorrélation des rendements renvoie à la notion d'efficience des marchés. Nous rappelons que sous cette hypothèse, le prix d'une action incorpore toute l'information disponible. Elle signifie que les cours ne peuvent varier entre t et $t+1$ qu'en raison de l'arrivée de nouvelles informations non anticipées. Ce qui implique qu'après une hausse des prix d'hier, il y a à peu près autant de chances d'observer une hausse ou une baisse des prix aujourd'hui. Pour l'investisseur, cela signifie qu'il est a priori difficile d'utiliser l'information dans les prix passés pour prévoir les prix futurs (Hurlin, 2006).

Ainsi, les cours des titres sont donc supposés refléter la valeur fondamentale de l'entreprise. Ce qui signifie que dans un marché efficient, le niveau de volatilité des taux de rentabilité devrait évoluer dans des marges raisonnables d'un point de vue théorique.

Toutefois, si l'on se réfère aux divers travaux de Shiller (1981, 1989), il semble que les cours des actions exhibent une volatilité excessive relativement aux fondamentaux. Ce qui ne colle pas avec l'hypothèse de rationalité des investisseurs et d'efficience des marchés.

La première étude qui a mis en lumière l'existence de la volatilité excessive était celle de Shiller (1981). Ce dernier applique le test des bornes de la variance sur l'indice S&P 500 (1871-1979) et le DJIA (1928-1979). Les résultats tirés de cette étude révèlent une volatilité des cours observés supérieure à celle des prix rationnels ex-post.

La deuxième étude engagée par Shiller en 1989 est relative à une enquête auprès des opérateurs de marché. Les résultats de cette étude montrent que la psychologie est essentielle pour appréhender la dynamique des prix : pour 65% des opérateurs interrogés, c'est d'abord la « psychologie de marché », avant les fondamentaux, qui expliquerait la forte chute des cours en octobre 1987. La « psychologie de marché », englobe l'excès de confiance, les influences interpersonnelles, le mimétisme et la contagion.

Statistiquement, l'absence d'autocorrélation est testée à l'aide de la statistique *Ljung-Box*. En effet, la statistique $Q(m)$ de *Ljung-Box* (1978) permet de tester l'hypothèse d'indépendance sérielle d'une série (ou si la série est un bruit blanc). Plus spécifiquement, cette statistique teste l'hypothèse que les m coefficients d'autocorrélation sont nuls. Elle est basée sur la somme des autocorrélations de la série et elle est distribuée selon une loi Chi-carrée avec m degrés de liberté.

L'hypothèse nulle est:

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_m$: Les variables sont indépendantes et identiquement distribuées.

Contre l'hypothèse alternative :

$H_1: \exists i = 1, \dots, m, \text{ tel que } \rho_i \neq 0$: Les variables ne sont pas indépendantes.

$$Q(m) = T(T + 2) \sum_{j=1}^m \frac{\rho_j^2}{T - j} \rightarrow \chi_m^2$$

Avec :

T : Taille de l'échantillon

ρ_j : Autocorrélation à l'ordre j

m : Nombre de retards à tester

Sous l'hypothèse H_0 , la statistique du test suite une loi $\chi^2(m)$. Pour un niveau de signification α , si $Q(m) > \chi_{1-\alpha, m}^2$, nous rejetons l'hypothèse H_0 et concluons que les variables ne sont pas indépendantes et les autocorrélations ne sont pas nulles.

En traçant le corrélogramme des rendements journaliers de l'indice *S&P 500*, nous remarquons que les valeurs de coefficients d'autocorrélation sont très faibles (Tableau 4). Cela veut dire que la corrélation entre la rentabilité d'aujourd'hui et les rentabilités passées est très faible. En revanche, en visualisant le corrélogramme des rendements au carré, ces derniers présentent des coefficients d'autocorrélation significativement non nuls. En effet, nous observons clairement sur le Tableau 5 que les rendements au carré sont corrélés. En effectuant le test de *Ljung-Box* sur le coefficient d'autocorrélation relatif au retard 1, nous avons la valeur de *Q-Stat* est supérieure à la valeur Khi deux à un degré de liberté 1.

$207.72 > 3.841$, donc les rendements au carré sont auto-corrélés. Par conséquent, les rendements ne sont pas indépendants.

Tableau 4: Coefficients d'autocorrélation des rendements de l'indice *S&P 500*

retard	Autocorrélation simple	Autocorrélation partielle	Q-Stat	Prob
1	-0.028	-0.028	6.2625	0.012
2	-0.046	-0.047	23.126	0.000
3	-0.006	-0.009	23.437	0.000
4	-0.019	-0.022	26.453	0.000
5	-0.017	-0.019	28.787	0.000
6	0.007	0.004	29.147	0.000
7	-0.026	-0.028	34.481	0.000
8	0.006	0.004	34.778	0.000
9	-0.002	-0.005	34.809	0.000
10	0.013	0.012	36.107	0.000
11	-0.024	-0.025	40.836	0.000
12	0.035	0.035	50.916	0.000
13	0.006	0.006	51.198	0.000

14	-0.008	-0.005	51.716	0.000
15	-0.025	-0.025	56.717	0.000
16	0.034	0.033	66.092	0.000
17	-0.011	-0.009	67.113	0.000
18	-0.034	-0.034	76.490	0.000
19	0.004	0.003	76.651	0.000
20	0.013	0.010	77.977	0.000

Tableau 5: Coefficients d'autocorrélation des rendements au carré de l'indice S\$P 500

retard	Autocorrélation simple	Autocorrélation partielle	Q-Stat	Prob
1	0.161	0.161	207.72	0.000
2	0.254	0.235	726.44	0.000
3	0.131	0.067	864.27	0.000
4	0.117	0.037	973.18	0.000
5	0.211	0.162	1331.1	0.000
6	0.123	0.048	1451.7	0.000
7	0.116	0.010	1558.9	0.000
8	0.114	0.042	1663.0	0.000
9	0.125	0.062	1788.3	0.000
10	0.098	0.007	1864.8	0.000
11	0.142	0.067	2027.6	0.000
12	0.099	0.028	2105.5	0.000
13	0.086	-0.004	2165.1	0.000
14	0.054	-0.028	2188.4	0.000
15	0.087	0.034	2249.2	0.000
16	0.092	0.031	2317.6	0.000
17	0.091	0.021	2384.8	0.000
18	0.096	0.032	2459.3	0.000
19	0.078	0.019	2507.9	0.000
20	0.078	0.004	2556.3	0.000

3. Leptokurticité et asymétrie des rendements

Le coefficient d'aplatissement ou le Kurtosis d'une variable aléatoire correspond à son moment centré d'ordre 4. Le Kurtosis est une mesure de l'épaisseur des queues de distributions. Cette mesure est fondée relativement à la distribution normale, considérée comme une distribution à queue plate et qui possède un coefficient d'aplatissement égal à 3.

Si le Kurtosis excède 3, alors les queues de distribution sont épaisses et la distribution est dite leptokurtique. Si le Kurtosis est inférieur à 3, la distribution est dite platikurtique.

La formule de Kurtosis s'écrit de la façon suivante:

$$Kurt(X) = \frac{E[X-E(X)]^4}{[VarX]^2} \quad (1.15)$$

Pour le cas de la série des rendements de l'indice *S&P 500*, nous obtenons :

$$K = 23.50 > 3$$

Par conséquent la distribution de l'indice *S&P 500* est leptokurtique.

Concernant l'asymétrie, la distribution de l'évolution des cours est généralement asymétrique. Il y a plus de mouvements forts à la baisse qu'à la hausse des cours. Autrement dit, les rendements tendent à baisser plus qu'à monter. Cela s'explique par la récurrence des chocs. Cette propriété met en exergue le phénomène d'asymétrie des séries financières. Nous pouvons mesurer le degré d'asymétrie des rendements de notre série *S&P 500* à l'aide du coefficient Skewness. Rappelons qu'un test simple de l'hypothèse de symétrie consiste à tester la nullité du moment centré d'ordre trois de la distribution. Le coefficient de Skewness défini comme :

$$Skew(X) = \frac{E[X-E(X)]^3}{[VarX]^{3/2}} \quad (1.16)$$

Pour un coefficient de Skewness significativement négatif, la distribution est asymétrique. Cela veut dire que la probabilité d'obtenir des valeurs inférieures à la moyenne étant supérieure à celle d'obtenir des valeurs plus fortes que la moyenne. Ceci est vérifié empiriquement dans notre cas. En effet, en appliquant la formule sur notre série, nous obtenons :

$$S = -0,77.$$

Nous concluons que la série des rendements de l'indice est asymétrique. En conclusion, nous pouvons avancer que les rendements journaliers sont fortement non gaussiens avec l'excès d'un Kurtosis et l'existence d'une asymétrie. Combinée avec la propriété sur les queues de distributions, le test de Jarque-Bera conduit également à rejeter l'hypothèse d'une distribution normale des rendements. Nous rappelons que ce test qui admet pour hypothèse nulle la normalité de la distribution est construit de la façon suivante :

$$JB = n/6(Skew(X)^2 + \frac{(Kurt(X)-3)^2}{4}) \quad (1.17)$$

Avec :

H_0 : Les données suivent une loi normale.

H_1 : Les données ne suivent pas une loi normale.

La probabilité nulle de la statistique de Jarque-Bera nous pousse à rejeter l'hypothèse H_0 de la normalité de la distribution (Prob Jarque Bera < 0.05).

Une autre méthode pour évaluer l'adéquation ou non des rendements avec une distribution gaussienne est d'analyser les quantiles, en traçant les quantiles empiriques contre les quantiles d'une loi normale (QQ-Plot).

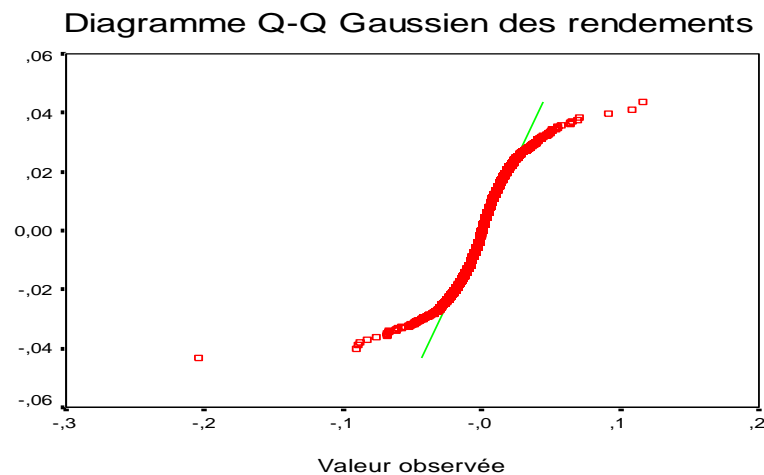


Figure 3: QQ-plot des rendements journaliers de l'indice S\$P 500

Nous pouvons visualiser clairement les QQ-plot des rendements de l'indice qui sont déviés par rapport à la loi normale. Par conséquent, la série des rendements de l'indice S\$P 500 ne suit pas la loi normale.

4. Accumulation de la volatilité (Volatility clustering)

La volatilité est un indicateur qui mesure l'ampleur des variations du cours d'un actif financier. Elle sert de paramètre de quantification du risque de rendement et de prix d'un actif financier. Lorsque la volatilité est élevée, l'espérance de gain est plus importante, mais le risque de perte l'est aussi. Récemment, les fluctuations importantes des cours boursiers observées tant en Europe qu'aux États-Unis, ont conduit la communauté financière à réactualiser le débat sur la volatilité. En effet, la volatilité boursière enregistre depuis 1997 une tendance affirmée à la hausse. Cette tendance haussière trouve d'abord ses origines dans les chocs qui se sont succédé depuis quelques décennies, et dans l'augmentation des

incertitudes géopolitiques et macroéconomiques. Cette situation a conduit à une conjoncture défavorable à la croissance (Banque de France, 2003)¹¹.

La volatilité est également liée au facteur de liquidité. Sur un marché peu liquide, les cotations peuvent rester inchangées sur une certaine durée, du fait de l'absence de transactions. Dans ce cas, la faible volatilité ne doit pas être interprétée comme un risque de marché faible, mais comme un risque de liquidité élevé. Par ailleurs, sur un marché peu liquide, de fortes fluctuations des cours peuvent être nécessaires pour qu'une offre de transactions trouve contrepartie. Dans ce cas, la forte volatilité des cours est due à cette illiquidité, et non à une variation de la valeur fondamentale des actifs. En d'autres termes, le facteur liquidité peut être fondamental dans l'interprétation de la volatilité (Banque de France, 2003).

Nous pouvons visualiser ce type de fluctuations dans la figure 4.

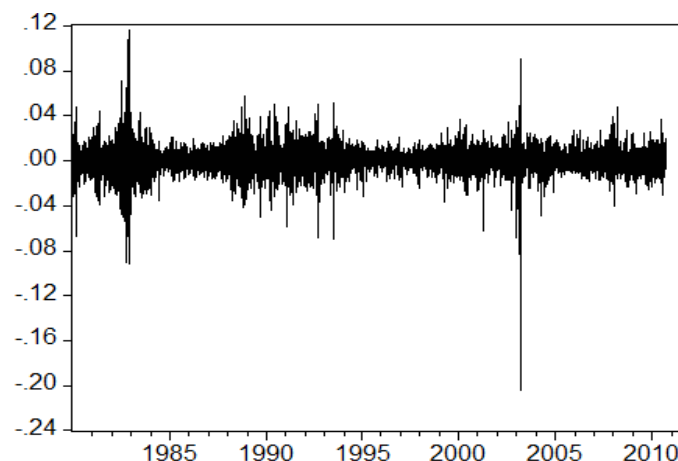


Figure 4: Clusters de volatilité sur les rendements du S&P 500

Nous observons empiriquement que de fortes variations des rendements sont généralement suivies de fortes variations et que de faibles variations sont généralement suivies de faibles variations. Nous constatons également un regroupement des extrêmes en *cluster* ou paquets de volatilités. Ce type de phénomène remet en cause l'hypothèse d'homoscédasticité (constance de la volatilité). Ce regroupement des volatilités par paquets est dû essentiellement aux corrélations des séries financières. A cause de cette corrélation, un grand mouvement

¹¹ Grouard, M.H., Lévy, S., Lubochinsky, C. (2003), « La volatilité boursière : des constats empiriques aux difficultés d'interprétation », Banque de France.

correspondant à une forte volatilité a des chances d'être suivi par un mouvement de même ampleur, de même pour un mouvement de faible amplitude (Engle, 1982).

Plusieurs modèles ont été proposés pour modéliser et décrire le processus de la volatilité. Le plus connu est le modèle *GARCH* défini par Bollerslev en introduisant les volatilités passées comme variables explicatives des volatilités au moment présent. Plusieurs études ont été menées dans ce sens et ont prouvé la performance de ce modèle. Nous pouvons citer les travaux de Chou (1988), de Day et Lewis (1992), et de Lamoureux et Lastrapes (1993).

5. Mémoire longue

Outre la variabilité de la volatilité et les fluctuations y afférentes qui caractérisent les séries financières, les chocs sont susceptibles également de produire des effets à long terme sur la dynamique des séries financières. Ce phénomène de persistance est connu par la mémoire longue. Cette notion est apparue dans les années 1950 à partir des travaux de recherche de Hurst¹² en hydrologie. Cette notion a été appliquée dans divers domaines notamment la finance.

Nous avons vu précédemment que le processus des rendements semble effectivement non auto-corrélé, cependant il n'en est pas de même pour celui des rendements au carré. En fait, la fonction d'autocorrélation des rendements logarithmiques au carré reste très longtemps significativement positive et indique donc l'existence d'une dépendance entre les différents rendements. Dans ce sens, plusieurs études menées par Boothe, Kaen et Koeveos (1982) et Cheung (1993) ont cherché à améliorer la performance des modèles *GARCH* en intégrant le paramètre de mémoire longue dans les rendements journaliers. A cet effet, les investigations empiriques se sont orientées vers une nouvelle piste de recherche qui consiste à intégrer la dépendance de long terme à travers les modèles *GARCH* fractionnaires et intégrés (*FIGARCH*) introduits par Baillie, Bollerslev et Mikkelsen (1996). Nous verrons en détail le concept de la mémoire longue et sa mise en œuvre empirique dans le chapitre 3.

6. Effet de levier

¹² H. E. Hurst (1950), *Long-Term Storage Capacity of Reservoirs*, Proceedings of the American Society of Civil Engineers, 76(11).

Les informations nouvelles que ce soient de bonnes nouvelles (conjuncture favorable à la croissance), ou mauvaises nouvelles (sous forme de choc ou de soubresaut) n'ont pas le même impact sur la volatilité. En fait, il existe une asymétrie entre l'effet des variations passées négatives et positives des cours sur la volatilité. Les asymétries dans la dynamique de la volatilité sont connues par le vocable effet de levier depuis que Black (1973)¹³ a noté que les rendements sont négativement corrélés avec les variations de leur volatilité, au sens où la volatilité a tendance à augmenter en réponse à des mauvaises nouvelles (rendements moins élevés que prévu) et à chuter en réponse à des bonnes nouvelles (rendements plus élevés que prévu). Nous allons analyser ce phénomène dans le deuxième chapitre en introduisant le modèle exponentiel-*GARCH*, établi par Nelson (2002) et censé capturer le phénomène d'asymétrie.

7. Crises financières

Nous avons remarqué que l'indice boursier *S&P 500* a connu plusieurs pics négatifs particulièrement en période de crises. En fait, la récurrence des crises financières a suscité des interrogations sur le mode de fonctionnement du système financier actuel. L'année 2007-2008 a connu la crise financière la plus fatale depuis la Grande Dépression survenue en 1929. Cette crise (2007-2008) était au début une crise purement bancaire et localisée aux Etats-Unis. Puis elle s'est mutée en une crise boursière, après avoir touché les principales places boursières d'abord américaines, puis européennes via l'effet de la contagion. Enfin elle s'est propagée à toute l'économie du monde pour devenir une crise systémique touchant la sphère réelle de l'économie. Les fortes agitations qu'elle a déclenchées à travers le monde n'étaient que le reflet d'une mutation profonde de la scène financière mondiale favorisée par la mondialisation et la libéralisation des capitaux ainsi que la révolution de la technologie de l'information.

7.1 Origines et mécanismes de la crise de 2007-2008

La crise financière récente (2007-2008) a ébranlé les principes fondamentaux du système financier actuel. Plusieurs facteurs ont été cités comme les principaux facteurs de cette crise. Chapra (2008) a identifié trois facteurs. Premièrement, l'insuffisance de la discipline de marché dans le système financier actuel, résultant de la faible utilisation des instruments de partage des risques. En effet, les innovations financières ont conduit à des prêts sans

¹³ Black, F.(1976). Studies of Stock Price Volatility Changes. Proceedings of the Business and Economics Section of the American Statistical Association, 177–181.

discernement et à la prise excessive de risque. Deuxièmement, l'expansion phénoménale de la taille des produits dérivés, notamment des swaps de défaut de crédit (CDS)¹⁴. Troisièmement la prédominance du concept de " *too big to fail* " qui tend à assurer les grandes banques que la banque centrale viendra toujours à leur secours pour les empêcher de faire faillite afin d'éviter des perturbations systémiques. Tous ces facteurs ont contribué à l'émergence d'un environnement financier caractérisé par l'expansion malsaine dans le volume de crédit, la dette excessive, et la hausse insoutenable des prix des actifs. Ainsi, le début de la crise était inéluctable. Ainsi, selon Blanchard (2014) "*l'économie mondiale se rapprochait de plus en plus du gouffre, sans que les économistes, les dirigeants et les institutions financières s'en rendent compte.*"¹⁵

7.2 Sortie de la crise récente

Dès l'éclatement de la crise (2007-2008), la banque centrale fédérale a procédé à des injections massives de liquidité au profit des banques impactées pour restituer la confiance perdue dans le marché. Nonobstant cela, cette solution n'a fait qu'amplifier la crise parce que la monnaie injectée n'existait pas concrètement et a favorisé l'inflation (Elie, 2009). En outre, l'intervention étatique qui a pour but de sauver les institutions financières écroulées, est mal appréciée par certains économistes (Salin, 2010). L'intervention étatique produit souvent des effets inverses. Elle enracine l'idée que le laxisme et la violation des procédures de surveillance prudentielles ne constituent pas un danger sur l'économie, et que l'Etat est présente pour soigner toute banque en situation de difficulté. Alors que l'Etat est censé jouer un rôle déterminé sur le plan économique, qui consiste à la prévention des crises et la mise en garde des institutions financières contre les effets pervers des crises. Son rôle est de mettre aussi en œuvre des mesures appropriées susceptibles d'éviter d'amplifier les effets d'une crise et d'éviter aussi de transformer les crises locales en une Dépression économique.

C'est dans ce sens que des conseils de risque systémique ont été créés pour prévenir et contenir les difficultés pouvant conduire à l'effondrement des systèmes bancaires et financiers mettant en place la politique macro-prudentielle pour assurer la stabilité du système financier. Selon Aglietta¹⁶ : "*il importe de mettre en œuvre une politique monétaire élargie à partir*

¹⁴ CDS: contrat de protection financière entre acheteurs et vendeurs.

¹⁵ Blanchard Olivier, "les dangers qui nous guettent", Finance & Développement, Septembre 2014.

¹⁶ Aglietta Michel, « Risque systémique et politique macroprudentielle : une nouvelle responsabilité des banques centrales. », Revue d'économie financière 1/2011 (N° 101) , p. 193-204.

d'une approche top-down qui permette d'assurer le lissage du cycle financier en contrôlant le crédit et d'assurer les conditions de la liquidité de marché."

D'ailleurs, nombre d'observateurs ont constaté la résilience des systèmes fondés sur l'éthique face à la crise. C'est pour cela, l'aspect éthique et moral a pris sa place dans les débats actuels concernant la finance. C'est notamment le cas de la finance islamique. En effet, grâce à ses principes, en particulier le principe de partage de profits et de pertes et sa connexion étroite à la sphère réelle de l'économie, la finance islamique a montré une résilience relative face la crise. La finance islamique a pu attirer par ses principes à travers le monde les investisseurs souhaitant investir dans des produits conformes à la Sharia, au moment où le système actuel était encore en proie des conséquences désastreuses de la crise. Eu égard à ces principes, la finance islamique stipule que l'argent n'est qu'un moyen de transaction et ne peut jamais être une fin en soi. L'argent ne doit pas produire de l'argent, et toute transaction doit être adossée à un actif tangible, contrairement au système actuel qui tolère les produits dérivés.

En résumé, cette crise a mis en évidence la prédominance de l'industrie financière sur l'économie réelle qui, n'est plus structurée sur des stratégies de développement industriel dans le long terme, à cause de l'obsession du rendement financier maximum dans l'immédiat. Par conséquent, ce système a clairement produit des effets indésirables sur la santé économique du monde ; en déconnectant la finance de l'économie réelle, il a créé des bulles financières dont il est difficile de prévoir ses effets dévastateurs. Force est de constater actuellement que la prééminence de la finance a conduit à la catastrophe. La crise débouche aussi sur une remise en question de la mondialisation. Cette crise issue des États-Unis s'est en effet propagée avec une rapidité surprenante vers l'Europe et vers le reste du monde du fait de l'absence de frontières et de mécanismes de régulation. Lorsque l'on globalise l'économie, on globalise aussi ses problèmes (Mouvement national républicain, 2008)¹⁷.

Par conséquent, la gravité du choc et ses répercussions sur l'économie mondiale ont conduit les décideurs à chercher des alternatives plus viables qui puissent rétablir la dynamique dans l'économie mondiale en récession depuis 2007. Dans le sillage de la crise, la communauté financière internationale a intensifié ses efforts visant à réformer l'architecture financière internationale afin d'assurer sa stabilité et sa résistance dans un environnement plus difficile. Le défi pour la communauté financière a été d'entreprendre non seulement la réforme de la

¹⁷ « Crise économique et financière : les remises en cause, les responsabilités, les axes de refondation », Mouvement National Républicain, 2008.

réglementation nécessaire qui permettra de minimiser les risques potentiels, mais aussi de construire une nouvelle architecture financière qui favorisera une plus grande efficacité dans le processus d'intermédiation financière (Aziz Zeti, 2010).

Conclusion

En guise de conclusion, nous pouvons avancer que l'instabilité est un fait saillant des marchés financiers. Empiriquement, nous avons avancé que les faits stylisés mettent en évidence des propriétés statistiques communes à la plupart des séries financières à l'instar de l'indice boursier *S&P 500*. En effet, la distribution des rendements est leptokurtique et les queues de distribution des rendements sont plus épaisses que celles de la loi normale, d'autant plus que les rendements sont asymétriques à la différence d'une loi normale. Nous avons remarqué également qu'il y a une absence d'autocorrélation des rendements mais une présence d'autocorrélation des rendements au carré, ce qui nous pousse à rejeter l'hypothèse du bruit blanc qui stipule que les rendements sont indépendants et identiquement distribués. La dépendance sérielle renvoie également à la présence de la mémoire longue dans les marchés financiers. Elle sera mise également en évidence dans le chapitre 3. Cette notion décèle un caractère de long terme des chocs et ses répercussions sur l'évolution future des rendements.

Nous allons essayer de projeter ces faits stylisés sur les marchés d'actions islamiques. Nous allons également tenter de modéliser le comportement de la volatilité de ces indices en tenant compte de ces faits stylisés, et en menant une approche comparative entre les indices islamiques et leurs homologues conventionnels.

Références

- Aglietta Michel, « Risque systémique et politique macroprudentielle : une nouvelle responsabilité des banques centrales. », *Revue d'économie financière* 1/2011 (N° 101) , p. 193-204.
- Aziz, Z.A. (2010), *Islamic finance and global financial stability*. Islamic Financial Services Board.
- Baillie, R.T. , Bollerslev, T. (1989), *The Message in Daily Exchange Rates: A Conditional Variance Tale*, *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 7, pp.297-305.
- Baillie, R.T., Bollerslev, T et Mikkelsen, H.O. (1996), *Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* , *Journal of Econometrics*, Vol. 73, pp.3-20.
- Baillie, R.T, McMahon, P. (1989), *The Foreign Exchange Market*, Cambridge University Press, Cambridge.
- Benlahmar, I, (2010), *la finance islamique face à la crise*, INSEEC, France.
- Black, F.(1976), *Studies of Stock Price Volatility Changes*, *Proceedings of the Business and Economics Section of the American Statistical Association*, 177–181.
- Black, F. and Scholes, M. (1973), *The pricing of options and corporate liabilities*, *Journal of Political Economy*, 81, 637-654.
- Blanchard Olivier (2014), "les dangers qui nous guettent", *Finance & Développement*, Septembre 2014.
- Bollerslev, T., (1986), *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* , *Journal of Econometrics*, Vol. 5, pp.1-50.
- Bollerslev, T., (1987), *A Conditionally Heteroskedastic Time Series Models for Speculative Prices and Rates of Return* , *Review of Economics and Statistics*, Vol.69, pp. 542-547.
- Boothe, G, Kaen, F.R. et Koveos, P.E., (1982), *R/S Analysis of Foreign Exchange Rates Under Two International Monetary Regimes* , *Journal of Monetary Economics*, Vol. 10, pp. 297-319.
- Boothe, P et Glassman, D. (1987), *The Statistical Distribution of Exchange Rates: Empirical Evidence and Economic Implications* , *Journal of International Economics*, Vol. 22, pp. 297-319.
- Box, G.E.P and Jenkins, G.M.(1976) ,*Time Series Analysis: forecasting and control*. Holden-Day .
- Brasseul, J.(2004), *Histoire des faits économiques*, Armand Colin, Paris, 2004.
- Chapra, U. (2008), *the global financial crisis: can Islamic finance help minimize the severity and frequency of such a crisis in the future*, Islamic Development Bank.



Chou R Y 1988 ,*Volatility persistence and stock valuations: some empirical evidence using GARCH*. J. Appl. Econometrics 3,279–94.

Cheung, Y.W., (1993), Long Memory in Foreign Exchange Rates , *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 11, pp. 93-101.

Cont, R.(2000), *Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues*, Quantitative Finance, Volume 1 (2001) 223–236.

Corbae, D et Ouliaris, S. (1986), *Robust Tests for Unit Roots in the Foreign Exchange Markets*, Economic Letters, Vol. 22, pp. 375-380.

Cornell, W.B. et Dietrich, J.K (1978), *The Efficiency of the Foreign Exchange Market Under Floating Exchange Rates* , Review of Economics and Statistics, Vol. 60 , pp. 111-120.

Day, T.E. and Lewis, C.M. (1992), *Stock Market Volatility and the information content of stock options*, Journal of Econometrics, 52, pp 267-287.

Dickey, D., and W. Fuller (1979), *Distribution of the Estimator for the autoregressive Time Series with a Unit Root*, Journal of the American Statistical Association, 74, 427–431.

Dooley, M.P and Shafer, J. (1983), « *Analysis of Short Run Exchange Rate Behavior: Marsh 1973 to November 1981* », dans D. Bigman et T. Taya (eds.), *Exchange Rate and Trade Instability: Causes, Consequences and Remedies*, Cambridge, MA: Ballinger.

Élie, B. (2009), *L'origine de la crise*, Université du Québec à Montréal.

Engle, R.F., (1982), *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of U.K Inflation*, Econometrica, Vol.50, pp.987-1008.

Goetzmann, W, Peng,L and Yen,J (2009), *The subprime Crisis and House Price Appreciation*, National Bureau of Economic Research.

Grouard,M.H., Lévy.S.,Lubochinsky,C.(2003), *La volatilité boursière : des constats empiriques aux difficultés d'interprétation*, Banque de France.

Hsieh, D.A., (1989), *Modeling Heteroskedasticity in Daily Foreign Exchange Rates* , Journal of Finance, Vol.5, pp.1839-1877.

Hurlin, C, (2006), *Econométrie pour la finance, Modèles ARCH, GARCH : Application à la VAR* », Université d'Orléans.

Hurst, H.E (1950), *Long-Term Storage Capacity of Reservoirs*, Proceedings of the American Society of Civil Engineers, 76(11).

Jurgensen, P. (2008), *Crise financière ou crise morale* , Canal Académie.

Kwiatkowski, D., P.C.B. Phillips, P. Schmidt, Y. Shin (1992), *Testing the Null Hypothesis of Stationarity against the Alternative of a Unit Root*, Journal of Econometrics, 54, pp. 159-178, North-Holland.

Lamoureux, C.G. and Lastrapes, W.D. (1993), *Forecasting Stock Return Variance: Toward an Understanding of Stochastic Implied Volatilities*, Review of Financial Studies, 6(2), pp 293–326.

Lefebvre, O. (2008), *La crise financière 2007 – 20?? : Mise en perspective et premières leçons*, l'Académie Louvain.

Levich, R. (1979), *On the Efficiency of Markets for Foreign Exchange*, dans R. Dornbush et J. Frankel eds. International Economic Policy, Theory and Evidence, John Hopkins, pp. 246–267.

Ljung; G. E. P. Box (1978), *On a Measure of a Lack of Fit in Time Series Models*. Biometrika 65 (2): 297–303.

McKinnon, J.G. (1991), *Critical Values for Cointegration Tests*, Dans Engle et C.W.J. Granger (eds), Long-run Economic Relationships: Reading in Cointegration, Oxford United Press.

Meese, R.A. et Rogoff, R. (1983), *Empirical Exchange Rate Models of the Seventies: Do they Fit Out of Sample?*, Journal of International Economics, Vol. 14, pp. 15–24.

Meese, R.A. et Singleton, K.J. (1982), *On Unit Roots and the Empirical Modeling of Exchange Rates*, Journal of Finance, Vol. 37, pp. 1029–1035.

Nelson, D. B. (1991), *Conditional Heteroscedasticity in Asset Returns: A New Approach*, Econometrica, Vol- 59:2, pp. 347–70.

Palm, F.C, Vlaar, P.J.G. (1997), *Simple Diagnostics Procedures for Modeling Financial Time Series*, Allgemeine Statistisches Archiv, Vol. 81, pp. 85–101.

Poole, W. (1967), *Speculative Prices as Random Walks: An Analysis of Ten Time Series of Flexible Series Analysis*, Southern Journal of Economics, Vol. 33, pp. 468–478.

Philippe, J. (2008), *La crise morale qui a entraîné la crise financière*, Canal Académie.

Philipps, P. C., and P. Perron (1988): *Testing for a Unit Root in Time Series Regression*, Biometrika, 75, 335–346.

Salin, P. (2010), *Revenir au capitalisme : Pour éviter les crises*, Odile Jacob, 2010.

Sewell, M. (2011), *Characterization of Financial Time Series*, Research Note 11/01, UCL Department of Computer Science.

Shiller Robert J. (1981), “Do stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends?”, *American Economic Review*, 71, pages : 421–436.

Stiglitz, J.E (2010), *Le rapport Stiglitz, pour une vraie réforme du système monétaire et international*, Edition Babel.



Trannoy A. (2008), *Ces banques qui n'assurent plus*, Telos, n°1262, 21 octobre.

Westerfield, J.M., (1977), *An Examination of Foreign Exchange Risk under Fixed and Floating Regimes*, Journal of International Economics, Vol.7, pp.181-200.



Chapitre 2 : Modélisation de la volatilité des indices boursiers islamiques

Introduction

Nous avons mis en lumière dans le chapitre précédent les principales failles du système financier actuel et ses dérives qui ont contribué à la crise financière récente (2007-2008). Nous avons également mis en exergue quelques faits stylisés des marchés financiers à travers l'analyse empirique de l'indice boursier *S&P 500*. Nous allons essayer de projeter ces faits stylisés sur les marchés d'actions islamiques.

En fait, la crise financière récente a constitué un évènement majeur qui va marquer le début de ce siècle. Elle a clairement dévoilé les limites du modèle économique actuel censé permettre d'optimiser les rentabilités, de réduire et de répartir les risques. Ainsi, ce contexte sceptique a suscité des débats sur les sorties et les alternatives éventuelles. Face à cette situation critique, nombre de décideurs et professionnels ont débattu le potentiel de la finance islamique censée prendre en compte l'aspect éthique et moral dans les transactions financières.

Dans ce sens, nous allons essayer dans ce deuxième chapitre d'aborder la finance islamique, en mettant la lumière sur ses principes fondateurs, ses instruments de financements et ses diverses activités, d'une part. Nous allons tenter d'appréhender le comportement de la volatilité des indices boursiers islamiques et voir dans quelle mesure ils capturent les faits stylisés mis en évidence dans chapitre 1, d'autre part. En sus, une approche comparative empirique entre ces indices et leurs homologues conventionnels est nécessaire pour cerner les différences majeures constatées. Pour ce faire, Nous allons définir cette nouvelle classe d'indices islamiques en élucidant la logique de leur construction, puis nous allons présenter la démarche théorique ainsi que la revue de littérature avant d'entamer l'analyse empirique.

1. La finance islamique : Principes fondateurs et instruments de financement

La finance islamique est devenue une partie intégrante du système financier mondial et parmi ses composantes les plus dynamiques au cours des dernières décennies. A la suite de la crise financière mondiale, nombre de chercheurs ont prouvé le rôle de la finance islamique dans la stabilité du système financier mondial et les solutions qu'elle peut apporter pour sauver le monde des crises économiques et le protéger contre les récessions répétitives. En fait, l'industrie financière islamique a été dans une position relativement forte en faisant preuve d'une résistance relative face la crise financière mondiale (Maher et Dridi, 2010). Les caractéristiques inhérentes de la finance islamique ont le potentiel de servir de base à surmonter plusieurs défis qui sont apparus dans le système financier classique au cours de la crise actuelle.

En effet, la finance islamique tire sa principale force de ses caractéristiques inhérentes. Tout d'abord, les transactions financières islamiques doivent être accompagnées d'une activité économique productive sous-jacente générant de la richesse et des revenus légitimes. Cela établit un lien étroit entre les opérations financières et les flux de production, et réduit l'exposition du système financier islamique aux risques liés à un endettement excessif. En conséquence, les actifs financiers islamiques devraient progresser en tandem avec la croissance de l'activité économique sous-jacente (Zeti, 2010).

Né dans les années 70, la finance islamique a été développée dans les pays producteurs de pétrole. Elle est aujourd'hui très concentrée dans le golfe Persique et l'Asie du Sud-Est. Récemment, ses produits ont été exportés aux États-Unis et en Europe en raison de la forte augmentation des prix du pétrole au cours des dernières années. En effet, l'excès de liquidité des pays du Golfe ont afflué vers les principaux centres financiers du monde. En Europe, le Royaume-Uni a été le pionnier en matière de commercialisation des produits de la finance islamique (Ernst and Young, 2010)¹⁸. Le schéma ci-dessous exhibe la répartition et la concentration géographique de la finance islamique.

¹⁸ Ernst and Young : « 1100 milliards \$ d'actifs financiers islamiques d'ici 2012 », 2010.

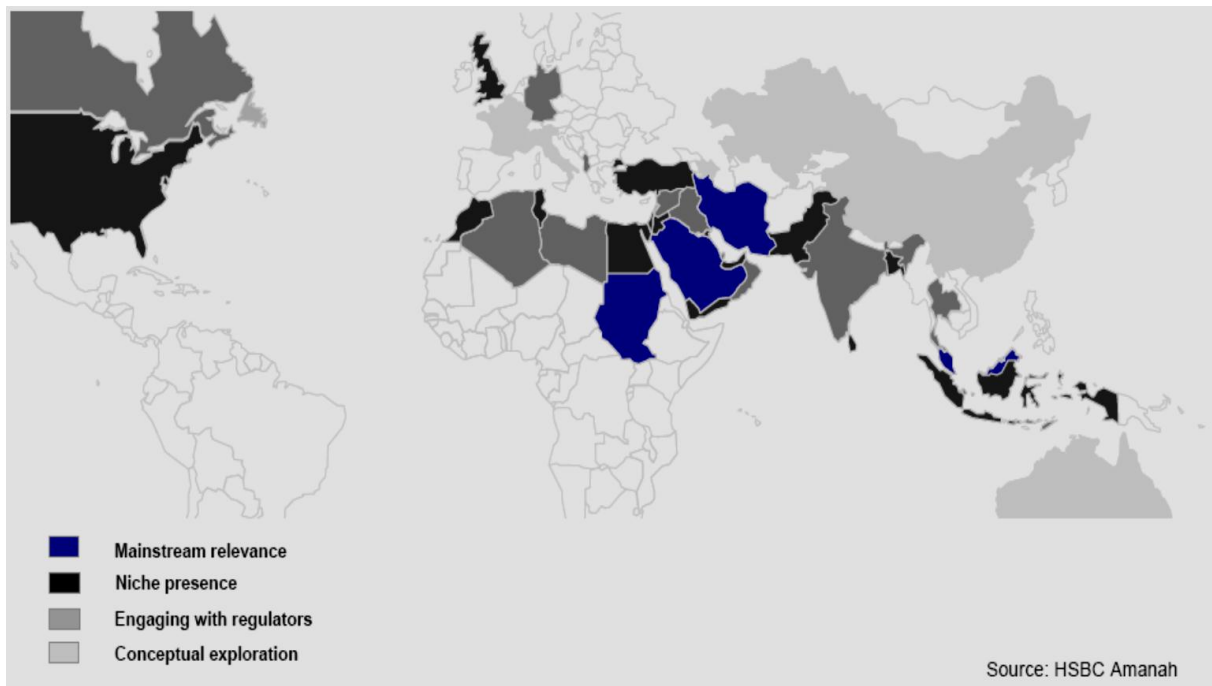


Figure 5: Répartition géographique de la finance islamique dans le monde (HSBC Amanah, 2012)

Les pays du Golfe détiennent 64% de la part des activités liées à la finance islamique, ceci s'explique par les excès de liquidité dont ils disposent et l'abondance des ressources pétrolières, suivis par la Malaisie avec une part détenue de 28%, les Etats-Unis et l'Europe de 1% et enfin 7% détenu par le reste du monde (HSBC Amanah, 2012).

La finance islamique est fondée sur des règles conformes à la Sharia décrites comme suit :

1.1. Interdiction du *Riba*

Le *Riba* se rapporte à tout surplus dont tire profit l'un des contractants en tant que prêteur sans aucune contrepartie légitime. Al-Suwailem (2010) a soutenu que le *Riba* est la principale raison des crises et des instabilités financières et économiques. Il crée une séparation entre l'économie réelle et le secteur financier, et permet l'inflation de la dette par rapport à la production réelle.

1.2. Interdiction du *Gharar*

Le *Gharar* se rapporte à toute transaction caractérisée par une ignorance sur l'objet du contrat. L'Islam prohibe toute spéculation, pari sur l'avenir et interdit les transactions faisant intervenir les incertitudes extrêmes. Le *Gharar* coïncide avec les situations suivantes :

- La vente porte sur une marchandise qui n'est pas déterminée de façon précise.
- La transaction est conclue sans que le prix de la marchandise ne soit fixé de façon claire.
- La transaction porte sur une marchandise déterminée que le vendeur ne possède pas encore.
- Le transfert de propriété est conditionné à un évènement hasardeux.

1.3. Interdiction du *Maysir*

Le *Maysir* se définit comme toute forme de contrat dans lequel le droit des parties contractantes dépend d'un événement incertain (les jeux du hasard à titre d'exemple).

1.4. Exigence d'investissement dans les secteurs licites

Les secteurs d'investissements illicites sont ceux qui sont prohibés par la religion musulmane, en particulier : l'alcool, les jeux de hasard, l'industrie porcine, le tabac, le vin, et l'armement à but offensif.

1.5. Obligation de partage des profits et des pertes

La finance islamique est qualifiée de participative dans le sens où elle a mis en place un système basé sur le partage des pertes et des profits. En pratique, la banque en tant qu'un investisseur financier doit confier ses fonds à un entrepreneur avec lequel il partagera les bénéfices en fonction de la performance de l'actif sous-jacent. La banque est tenue également de partager toute perte éventuelle, hormis le cas des fautes professionnelles qui sont supportées seulement par l'entrepreneur.

1.6. Adossement des investissements à des actifs tangibles

Toute transaction financière doit être obligatoirement adossée à un actif tangible. Ce principe permet de renforcer la stabilité et la maîtrise des risques, et rassure notamment quant aux problématiques de déconnexion de la sphère financière à la sphère réelle.

2. Les produits de la finance islamiques

La finance islamique propose une panoplie de produits susceptibles de financer les activités productives. La figure 6 ci-dessous exhibe les principaux produits de la finance islamique. Il est évidemment clair que les activités bancaires détiennent la part du lion. Elles représentent 90% à peu près des activités de la finance islamique, réparties entre 50% des activités des banques islamiques, et 40% des fenêtres islamiques des banques conventionnelles. Les *Sukuks* viennent en 3ème position représentant 7%, suivis de l'assurance *Takaful* de 2%, et les fonds d'investissement avec un pourcentage de 1%.

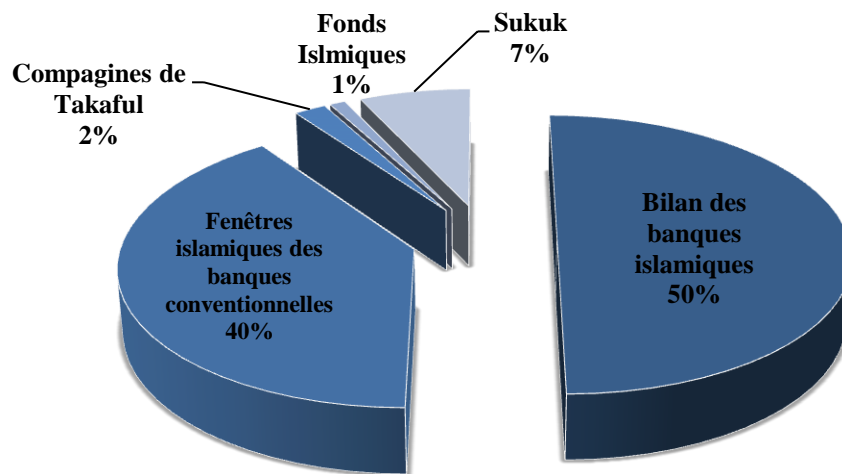


Figure 6: Principaux produits de la finance islamique (The economist, 2010)

D'après la figure 6, le système financier islamique couvre 3 principales formes d'activités financières à savoir les activités bancaires, les activités assurantielles, et les activités de marché, notamment la gestion des fonds d'investissement dont dérive les *Sukuks* et la gestion des indices boursiers islamiques.

2.1. Produits bancaires

Conformément aux règles de l'islam, les produits financiers islamiques sont basés sur des contrats spécifiques. Ces contrats ne peuvent pas créer de dette, ni impliquer le paiement

d'intérêts. Ils sont tenus d'assurer le partage des risques et des responsabilités entre les parties prenantes (Faleel, 2012). D'ailleurs, un contrat islamique doit disposer d'un objet précis qui est légitime, et doit avoir une valeur réelle pour éviter des incertitudes. De son côté, l'actif décrit doit répondre à plusieurs conditions. D'abord, le contrat doit également exister lorsque le contrat est en cours de création. Ensuite, il doit être la propriété du vendeur (d'où l'interdiction des ventes à découvert). Enfin, le contrat doit être livrable. La légitimité des contrats est décidée par un comité qui s'appelle *Sharia board*. C'est une sorte d'organe collégial composé de jurisconsultes dont le rôle consiste à veiller sur la conformité des transactions aux principes juridico-éthiques de l'islam.

Nous allons citer les produits les plus couramment commercialisés en matière de financement islamique.

2.1.1 Murabaha

C'est un instrument de financement qui permet au client d'acheter un bien sans avoir recours à un emprunt dégageant des intérêts. L'opération est effectuée de la manière suivante. D'abord, la banque procède à l'achat du bien en question à un prix connu, et c'est le propriétaire du bien (vendeur) qui fournit ce dernier à la banque par une opération de vente. Ensuite, la banque revend ce bien au client moyennant des paiements échelonnés ou non sur une période donnée, à un prix convenu d'avance et qui est supérieur au prix d'achat. Cette opération est différente d'une dette classique. En effet, la banque est devenue propriétaire effectif de l'actif sous-jacent, et l'opération est réellement adossée à un actif réel et tangible. Il ne s'agit donc pas d'un prêt au vrai sens du terme, mais il s'agit d'une opération de vente à crédit. Par ailleurs, la banque supporte donc les risques liés à la détention de l'actif et ceci constitue la principale justification de sa marge. D'un autre côté, il n'y a pas de référence explicite à un taux d'intérêt. La banque se rémunère par le biais d'une majoration du prix d'achat du bien.

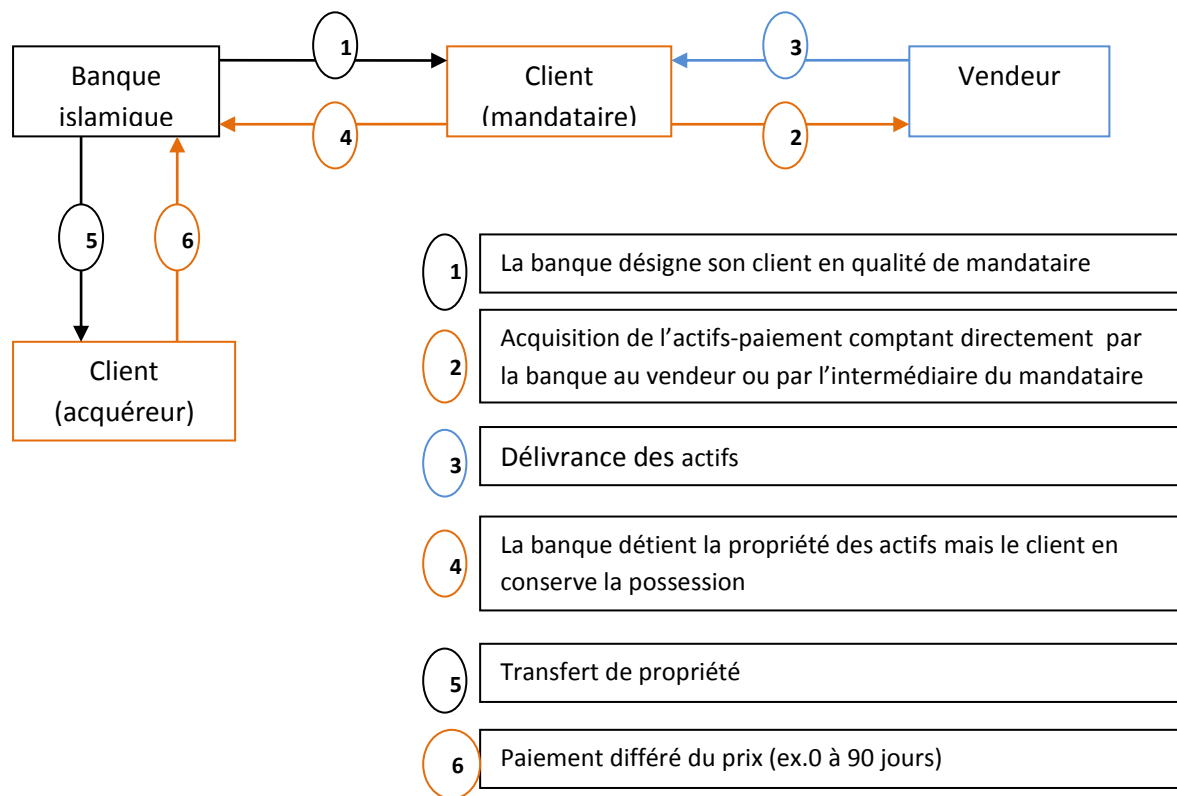


Figure 7: Principe de *Murabaha* (le guide de la finance islamique, 2009)

2.1.2 Ijara

C'est un contrat à travers lequel la banque achète un bien qu'il loue à un client. Ce dernier peut bénéficier de la possibilité de rachat au terme du contrat. Ce contrat est très proche d'un contrat de crédit-bail.

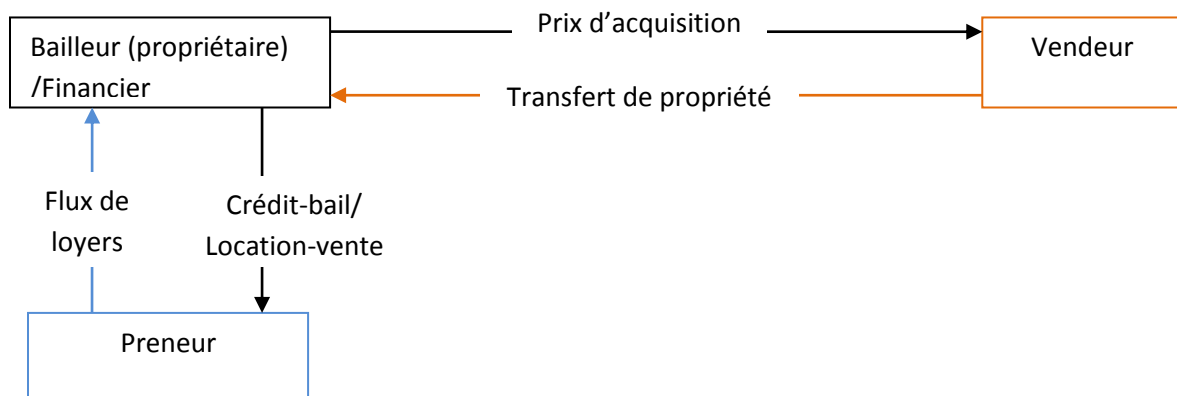


Figure 8: Principe d'*Ijara* (le guide de la finance islamique, 2009)

2.1.3 Salam

C'est un contrat à terme qui consiste à payer les marchandises à l'avance par l'acheteur, qui peut être une banque, et à livrer les marchandises ultérieurement. La date de livraison est fixée à l'avance. Ce type d'opération est présent dans le cas des produits agricoles.

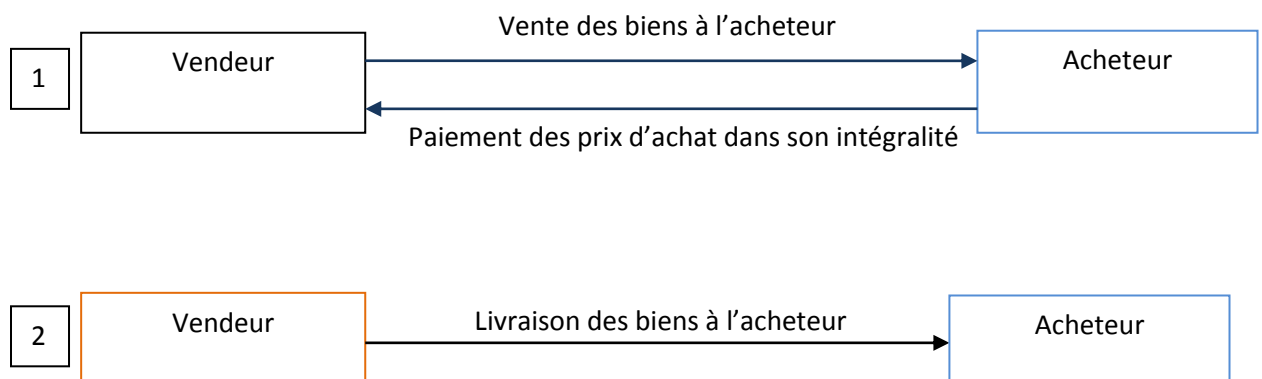


Figure 9: Principe du *Salam* (le guide de la finance islamique, 2009)

2.1.4 Istisnaa

C'est un contrat relatif à un financement progressif. Il permet à une banque d'acheter un bien en cours de construction avec paiement progressif du prix au fur et à mesure que le bien est construit.

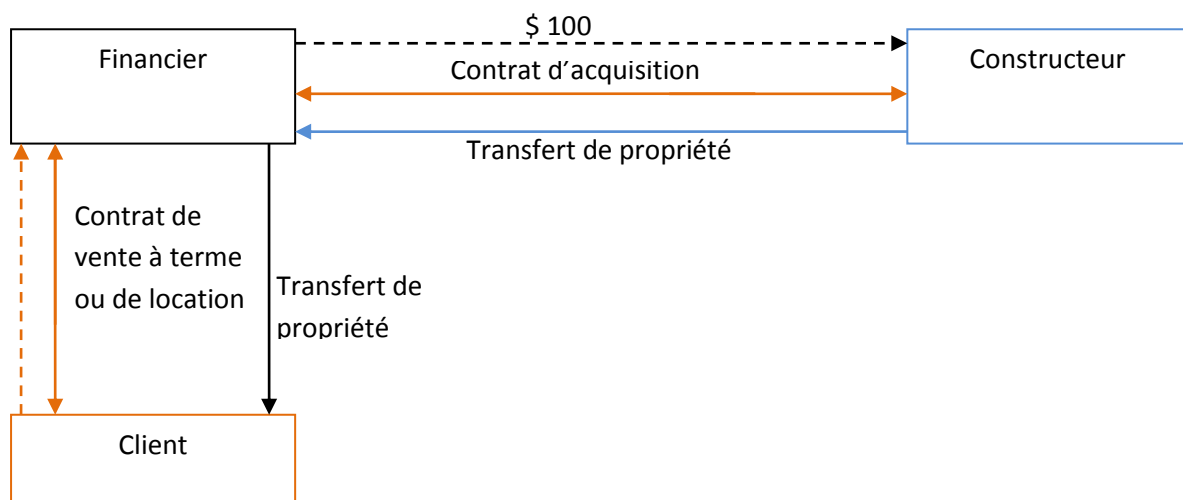


Figure 10: Principe d'*Istisnaa* (le guide de la finance islamique, 2009)

Il existe d'autres produits à caractère participatif permettant à deux ou plusieurs parties de générer de la richesse en partageant à la fois les pertes et les profits, on en cite :

2.1.5 *Mudaraba*

La *Mudaraba* ou partenariat d'investissement est un instrument de financement adopté par les banques islamiques, mettant en relation deux contractants, la banque en tant que bailleur de fonds et l'entrepreneur. A travers ce type de financement, la banque s'engage à fournir le capital nécessaire pour le démarrage d'un projet productif. En contrepartie, l'entrepreneur fournit son savoir-faire et prend en charge la gestion du projet. Les profits sont partagés entre les deux parties selon une clé de répartition fixée au préalable, alors que les pertes sont exclusivement supportées par la banque en tant qu'investisseur et propriétaire du capital.

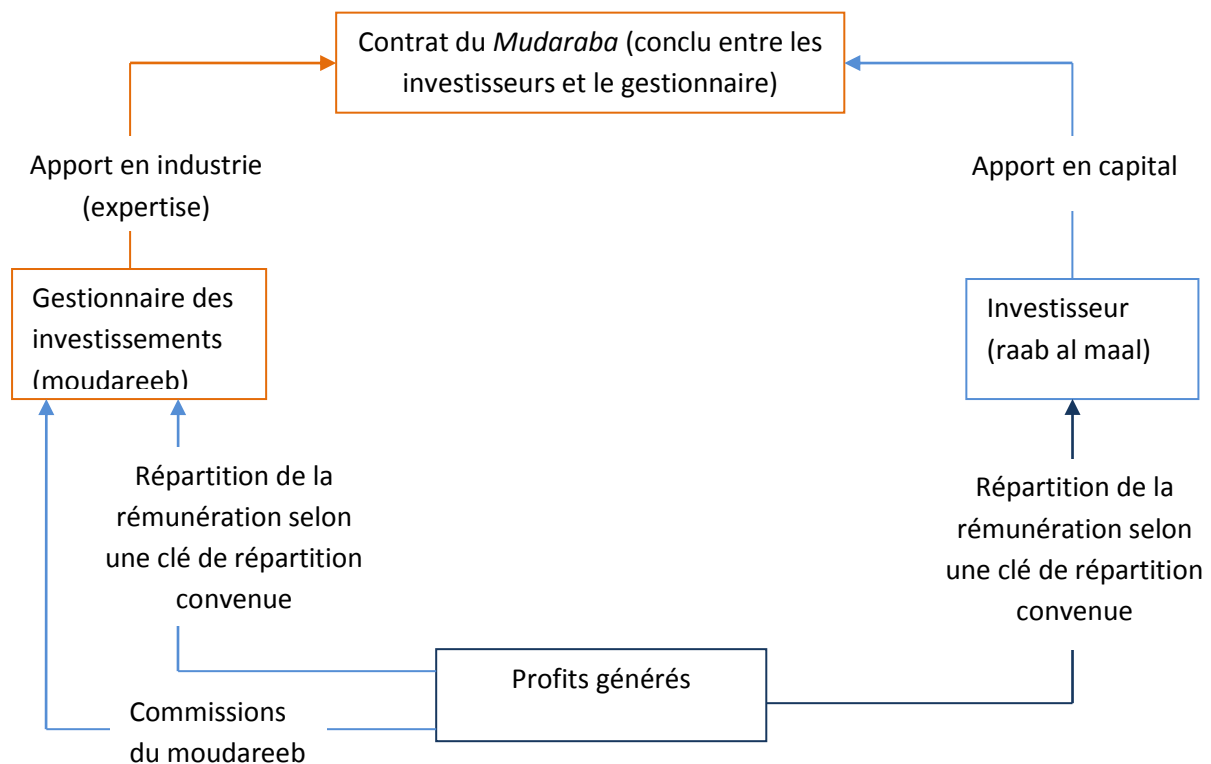


Figure 11: Principe de *Mudaraba* (le guide de la finance islamique, 2009)

2.1.6 Musharaka

C'est un partenariat d'investissement qui met en relation la banque et le client. Les deux parties apportent des capitaux en vue de démarrer un projet productif. Les conditions de partage des profits sont prédéfinies par consentement mutuel dans le contrat. Les modalités de répartition des bénéfices réalisés est au prorata. Les pertes éventuelles sont partagées en fonction du montant investi.

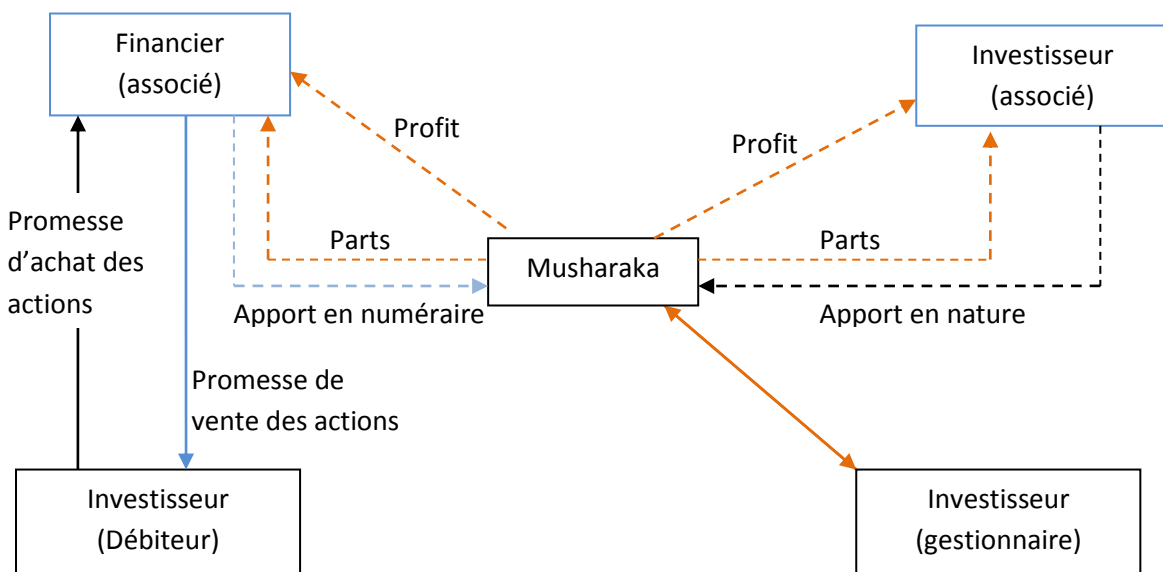


Figure 12: Principe de Musharaka (le guide de la finance islamique, 2009)

La figure 13 ci-dessous exhibe la part de chaque instrument dans le financement global des activités liées à la finance islamique.

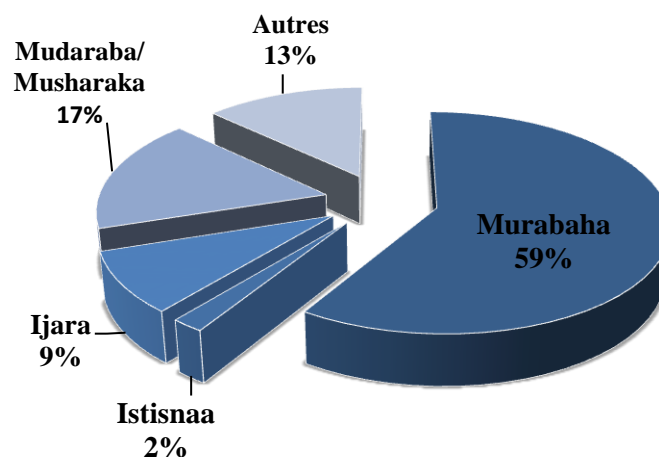


Figure 13: Répartition des actifs islamiques selon le type de produit (Association d'Economie Financière, 2005)

Nous remarquons que la *Murabaha* est la plus pratiquée et atteint un pourcentage de 59% des transactions effectuées par les institutions financières islamiques, suivie par la *Mudaraba* de 17%. En 3ème et 4ème positions s'affichent respectivement l'*Ijara* de 9% et l'*Istisnaa* de 2%. Enfin, le reste des transactions représentent 13%.

2.2. Produits assurantiels : *Takaful*

Le *Takaful* provient du verbe arabe Kafala, qui signifie "se garantir l'un l'autre" ou "garantie conjointe". En principe, le système de *Takaful* est basé sur la coopération mutuelle, la responsabilité, l'assurance, la protection et l'assistance entre des groupes ou des participants. Tout comme une mutuelle d'assurance, une compagnie *Takaful* permet de mutualiser les risques et de répartir les pertes éventuelles entre l'ensemble des assurés. Ainsi, les membres d'une compagnie d'assurance *Takaful* sont à la fois assureurs (propriétaires des fonds gérés par la compagnie) et assurés (bénéficiaires en cas de sinistre).

2.3. Produits du marché

2.3.1 *Sukuks*

Les *Sukuks* sont des certificats d'investissement conformes à la *Sharia*. Ils consistent pour la banque à acheter un bien et à le revendre immédiatement à un prix majoré au client, qui le rembourse alors selon un échéancier sur lequel les deux parties se sont entendues. Ils sont en quelque sorte l'équivalent, dans la finance islamique, des obligations dans la finance conventionnelle.

2.3.2 *Indices boursiers islamiques*

Le premier indice Islamique a été lancé sur le marché en 1998 est le *SAMI* « *Socially Aware Muslim Index* ». Depuis, les principaux fournisseurs d'indices classiques ont créé un large panel d'indices *Sharia*. Ces indices couvrent actuellement plusieurs zones géographiques à travers le monde, et couvrent également tous les secteurs d'activités licites.

2.3.2.1 Processus de construction et de filtrage des indices boursiers islamiques

Les indices boursiers islamiques sont créés à partir de leurs indices de référence en procédant à plusieurs types de filtrage (screening). De différentes méthodes de filtrage sont utilisées pour composer un portefeuille conforme aux exigences de la jurisprudence musulmane.

D'abord, il existe deux types de filtrage qui sont mis en œuvre pour la création de tels indices. Un filtrage qualitatif et un autre quantitatif. Le filtrage qualitatif consiste à exclure les actions faisant partie des secteurs illicites que nous avons déjà déclinés. Quant au filtrage quantitatif, il consiste à mesurer trois types de ratios relatifs à la structure financière de l'entreprise, et s'assurer que leur valeur soit inférieure à 33% (Pour l'indice *DJIMI*, par exemple).

Le premier ratio est le ratio d'endettement est:

Total des dettes / capitalisation boursière des 12 derniers mois

Il a été fixé par le *Sharia Board* de *Dow Jones* à moins de 33%. Ce ratio permet d'évaluer si l'entreprise en question est modérément endettée ou entièrement non endettée. A partir d'un niveau de dettes supérieur à 33% de la capitalisation boursière moyenne, l'action de la société ne peut faire partie du portefeuille en question, vue l'importance de ses charges financières, sous forme d'intérêts qu'elle devra payer aux prêteurs.

Le deuxième ratio pris en compte dans le processus de filtrage est le ratio :

Total des créances / Capitalisation boursière des 12 derniers mois.

Il doit être également inférieur à 33%. Ainsi, toute action d'une société dont les créances dépassent 33% de la capitalisation boursière ne peut pas figurer dans un portefeuille conforme aux exigences de la *Sharia*. En effet, si une grande partie des actifs de la société est sous forme de créances, l'actif circulant de l'entreprise se trouve majoritairement dominé par des flux de trésorerie, avec le risque que ces créances soient irrécouvrables (Al Gamal, 2006).

Enfin le troisième ratio est calculé selon la formule suivante :

Liquidités et titres pouvant rapporter des intérêts/ Capitalisation boursière des 12 derniers mois. Celui-là doit également rester inférieur au seuil de 33%. Les liquidités représentent les disponibilités en caisse ou déposées en compte bancaire. Tandis que les titres sont les valeurs de placement à court terme. Ce type de filtrage à travers ce ratio permet d'exclure les sociétés dont la principale activité consiste à placer des liquidités sous forme de

dépôts bancaires, ou d'instruments financiers générant des intérêts comme produits de placement.

2.3.2.2 Principaux indices boursiers islamiques

Les principaux indices faisant l'objet de notre thèse sont les suivants :

- ❖ Le *Dow Jones Islamic Market Index* ou le **DJIMI** : Lancé en février 1999, le **DJIMI** reflète l'évolution des sociétés de 66 pays dans le monde qui respectent les critères de la finance islamique. La famille **DJIMI** regroupe plus de 90 indices répartis en fonction des zones géographiques, et en secteurs d'activité.
- ❖ Le *Financial Time Stock Exchange Sharia* ou le **FTSE Sharia**: Née d'une opération de joint-venture entre la **FTSE** et la société de consulting *Yasaar*, cette série englobe les indices du *DIFX Sharia*, le *SGX 100*, et la *FTSE Bursa Malaysia index (FTSE 2010)*.
- ❖ Le *Standard and Poor's Sharia* ou le **S&P Sharia** : L'agence Standard & Poor's a lancé, en 2006, la version islamique de ses indices de référence ainsi que d'autres nouveaux indices.
- ❖ Le *Morgan Stanley Capital International Islamic* ou le **MSCI Islamic**: Lancé en mars 2007, la famille d'indices islamiques de Morgan Stanley Capital International assure une large couverture géographique (69 pays).
- ❖ Le *Jakarta Islamic Index* ou le **JII** : Établi en 2000 afin de faciliter les négociations et les échanges entre les entreprises respectant les principes de la finance islamique. Il est composé de 30 actions islamiques.
- ❖ Le *Kuala Lumpur Sharia Index* ou le **KLSI** : lancé en 2007 dans le cadre d'un partenariat entre la **FTSE** et la bourse de la Malaisie. L'indice reflète la performance des sociétés cotées à la bourse de la Malaisie et jugées compatibles avec la *Sharia*, à condition qu'elles respectent les exigences de la **FTSE** en matière de liquidité.

3. Revue de littérature

Une grande partie de travaux de recherche à propos de la finance islamique est d'origine théorique, et dont l'objectif est l'explication des principes fondateurs et les mécanismes de mise en place. Les études empiriques qui sont peu nombreuses, portent principalement sur les banques. Dans ce sens, les thèmes les plus souvent appréhendés font référence à la comparaison entre les banques islamiques et les banques conventionnelles en termes de performances, l'analyse de la stabilité des banques islamiques et leur résilience face à la crise financière.

Cihâk et Hesse (2008) sont les premiers à procéder à une analyse de la stabilité financière des banques islamiques en comparaison aux banques conventionnelles situées dans plusieurs pays de monde, et cela à travers un échantillon de 400 banques. Sur la base du z-score calculé pour chacune des institutions, ils ont conclu que les banques islamiques sont, dans l'ensemble, plus solides que leurs homologues conventionnelles. Toutefois, en introduisant le critère de taille dans leur analyse, ils ont conclu que les petites banques islamiques sont plus stables que les grandes banques qu'elles soient commerciales ou islamiques, et que les grandes banques commerciales sont plus stables que leurs homologues islamiques.

Dans la même lignée, Boumediene et Caby (2009) ont étudié la stabilité des banques islamiques durant la crise des subprimes en utilisant un modèle *GARCH* pour estimer la volatilité des rendements boursiers de 28 banques. Ils ont montré que les rendements des banques conventionnelles étaient fortement volatiles en comparaison à ceux des banques islamiques (avant, pendant et après la crise). En outre, la volatilité des rendements des banques islamiques, faible initialement, a connu une augmentation modérée durant la crise. Ils ont tiré de cette étude deux principales conclusions. Premièrement, les banques islamiques ont été immunisées partiellement durant la crise. Deuxièmement, les banques islamiques ne sont pas confrontées aux mêmes risques que leurs homologues conventionnels. Ainsi, les deux études précitées corroborent avec l'étude de Dridi et Maher (Fonds Monétaire International, 2008), mettant en évidence une résilience relative des banques islamiques face à la crise des *subprimes*.

Dans une autre optique, nombre d'articles ont traité la performance des banques et celle des indices boursiers islamiques en procédant à une approche comparative avec leurs homologues

conventionnels. La première étude de la performance comparée était celle d'Atta (2000) qui a utilisé des données hebdomadaires de l'indice *Dow Jones Islamic Market Index (DJIMI)* depuis janvier 1996 et jusqu'à décembre 1999. Les données antérieures à février 1999, date de création de l'indice, sont mises à disposition par *Dow Jones* et ont été obtenues par rétropolation (*back-testing*). La performance de l'indice islamique a été comparée à un indice de marché global représentatif du marché ainsi qu'au taux offert par les bonds de trésor américain (*T Bill*) à 3 mois. L'étude a conclu que l'indice boursier islamique surperforme son homologue conventionnel, de même qu'il permet de générer un rendement supérieur à celui du taux sans risque.

Ahmad et Ibrahim (2002) ont étudié également le marché de la Malaisie du mois d'avril 1999 à janvier 2002. A leur tour, ils ont comparé les rentabilités quotidiennes de *Kuala Lumpur Sharia Index (KLSI)*, l'indice islamique phare de la bourse malaisienne, avec son benchmark conventionnel *Kuala Lumpur Composite Index (KLCI)* et avec un taux sans risque (*KLIBOR*). Les résultats ont montré que les indices islamiques ne sont pas arrivés à surperformer le marché. Ils ont aussi constaté l'absence de différence significative de performance entre les indices boursiers islamiques et les benchmarks utilisés. Les auteurs ont montré également que la performance dépend des conditions de marché, c'est pourquoi ils se sont intéressés à l'étude de la performance en période de hausse et de baisse du marché. Les résultats ont montré que l'indice islamique *KLSI* a affiché moins de performance en période de baisse du marché, alors qu'il a surperformé ses benchmarks conventionnels en période de hausse.

L'idée d'étudier la performance des indices sur deux sous-périodes a été reprise par d'autres chercheurs, notamment Hussein (2004) qui s'est intéressé à la bourse anglaise et a analysé les valeurs mensuelles de l'indice *Sharia* de la famille *Financial Times Stock Exchange (FTSE)* dans la période allant de juillet 1996 à mars 2000 (période haussière), puis d'avril 2000 à août 2003 (période de baisse). Ses résultats corroborent avec ceux d'Ahmad et Ibrahim (2002). A cet égard, Hussein et Omran (2005) ainsi que Girard et Hassan (2005) ont trouvé des résultats similaires concernant l'indice *DJIMI*.

Etant donné que les études antérieures ont porté sur la performance des banques et des indices boursiers islamiques, nous allons nous focaliser sur le comportement de la volatilité de ces indices via les modèles autorégressifs à volatilité conditionnelle hétéroscédastique. L'intérêt de cette étude est de contribuer à la quantification des risques encourus par les marchés d'actions islamiques. Il s'agit également d'analyser l'impact des chocs récurrents sur les

indices boursiers islamiques, en menant une approche comparative entre ces derniers et leurs homologues conventionnels.

En fait, la modélisation appropriée de la volatilité revêt une importance majeure. Tout d'abord, la volatilité en tant que mesure de l'incertitude, demeure un élément clé des décisions d'investissement et du montage de portefeuilles. En outre, étant donné que les investisseurs et les gestionnaires de portefeuille ont des niveaux supportables de risque, la modélisation de la volatilité est d'une importance primordiale dans l'évaluation du marché et dans la gestion du risque financier. En fait cette dernière a joué un rôle majeur depuis le premier accord de Bâle qui a été institué en 1996, faisant de la modélisation de la volatilité un exercice obligatoire pour les institutions financières à travers le monde. Enfin, la volatilité des marchés financiers peut avoir une grande répercussion sur l'économie dans son ensemble et peut jouer défavorablement sur le climat de confiance des investisseurs. Par conséquent, l'estimation de la volatilité peut servir de mesure de la vulnérabilité des marchés financiers et de l'économie, et peut aider également les décideurs à élaborer des politiques appropriées.

Nous allons essayer de voir dans quelle mesure les indices boursiers islamiques capturent les faits stylisés mis en évidence dans le chapitre précédent. Ensuite, nous allons modéliser et appréhender le comportement de la volatilité de ces indices. En sus, une approche comparative entre ces indices et leurs homologues conventionnels est nécessaire pour cerner les différences majeures constatées.

4. Méthodologie : les modèles GARCH et EGARCH

Les modèles autorégressifs à volatilité conditionnelle (*ARCH*) introduit par Engle (1982) permettent de modéliser les séries macroéconomiques et financières qui ont une volatilité instantanée qui dépend du passé. Le modèle est présenté sous la forme suivante :

$$r_t = \varepsilon_t \sigma_t \quad (2.1)$$

Avec :

r_t représente le rendement de l'actif financier à l'instant t ;

σ_t est la volatilité de l'actif financier ;

ε_t est un bruit blanc gaussien.

σ_t est formalisée selon l'équation d'un modèle $ARCH(p)$:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_i^p \alpha_i r_{t-i}^2 \quad (2.2)$$

Avec :

α_0 : est le seuil en deçà duquel la volatilité ne peut pas descendre ;

α_i : représente l'effet d'un choc sur le rendement.

La seule source d'aléa dans ce modèle vient du bruit ε_t tandis que la volatilité est entièrement déterminée par les rendements passés. Ce processus permet d'engendrer de manière intermittente des périodes de fortes activités. En effet, si à un temps t le rendement est élevé, l'équation précédente nous montre que cela se répercute sur la volatilité qui à son tour est susceptible d'être élevée entraînant avec elle une hausse en valeur absolue des prochains rendements. L'avantage de ce modèle est sa facilité d'être estimé. Toutefois, il a du mal à se calibrer sur des données réelles et le nombre de paramètre α_i nécessaires est trop souvent important (Pochart, 2006).

Pour pallier à cette insuffisance, Bollerslev et Taylor ont proposé le modèle $ARCH$ généralisé ou $GARCH(p,q)$, qui comptent parmi les modèles les plus utilisés en économétrie financière. Avec les mêmes notations du modèle $ARCH$, le modèle $GARCH$ est représenté de la façon suivante :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_i^p \alpha_i r_{t-i}^2 + \sum_j^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (2.3)$$

Tel que β_j représente le terme autorégressif qui consiste à expliquer la volatilité instantanée par les volatilités passées, α_i l'effet du choc sur le rendement.

Malgré leur performance, les modèles $ARCH$ et $GARCH$ ne permettent pas de tenir compte de l'hypothèse de l'asymétrie. Pour pallier à cette insuffisance, plusieurs formulations ont été proposées en particulier, le modèle Exponentiel $GARCH$ ou $EGARCH$ développé par Nelson (1991). Il a mis en évidence que les mouvements en baisse et les mouvements en hausse donnent des effets différents sur la dynamique de la volatilité. En fait, les bonnes et les mauvaises nouvelles ont des impacts différents sur la volatilité dans le modèle $EGARCH$ mais elles ont des impacts identiques dans le modèle $GARCH$.

En utilisant le modèle *EGARCH*, la volatilité sur le marché boursier a tendance à augmenter après les rentabilités négatives et a tendance à baisser après les rentabilités positives. Le modèle *EGARCH* exploite cette régularité empirique en mettant la variance conditionnelle en fonction de la taille et le signe de résidus retardés. Proposé par Nelson (1991), le processus *EGARCH* (p, q) est formulé de la façon suivante :

$$\ln(\sigma_t^2) = \alpha_0 + \sum_i^p \alpha_i \left[\left| \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right| - \sqrt{\frac{\pi}{2}} \right] + \sum_j^q \beta_j \ln(\sigma_{t-j}^2) + \sum_i^p \gamma_i \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \quad (2.4)$$

Tel que β_j représente le terme autorégressif, α_i l'effet d'un choc sur le rendement, et γ l'effet d'asymétrie correspondant à l'impact complémentaire ou spécifique d'un choc négatif.

L'estimation des modèles *GARCH* est généralement fondée sur la procédure de maximum de vraisemblance (Haussman, 1974). L'optimisation est effectuée en supposant que les innovations standardisées ε_t sont indépendantes et identiquement distribuées, d'espérance nulle et de variance unité. Dans le cas d'une distribution normale, la vraisemblance est donnée par la formule suivante :

$$L_T = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T [\ln(2\pi) + \ln(\sigma_t^2) + \varepsilon_t^2] \quad (2.5)$$

Cependant, l'hypothèse de normalité est souvent violée empiriquement. En effet, s'agissant des séries financières, la distribution des innovations présente souvent des queues plus épaisses que celle de la loi normale. Ainsi, deux lois sont retenues pour décrire la distribution des innovations des rendements, celle de *Student* suggérée par Bollerslev (1987), et la loi *Generalized Error Distribution* par Nelson (1991).

La log-vraisemblance sous la loi de Student est donnée par la formule suivante :

$$L_T = \sum_{t=1}^T \ln \left[\Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right) \right] - \ln \left[\Gamma\left(\frac{v}{2}\right) \right] - 0.5 \ln[\pi(v-2)] - 0.5 \sum_{t=1}^T \left[\ln \sigma_t^2 + (1+v) \ln \left(1 + \frac{\varepsilon_t^2}{v-2} \right) \right] \quad (2.6)$$

Tel que :

v est le degré de liberté, avec $2 < v \leq \infty$;

$\Gamma(\cdot)$ est la fonction Gamma. Lorsque $v \rightarrow \infty$ nous sommes dans le cas de la loi normale.

Tandis que la log-vraisemblance pour la loi GED est donnée par la relation suivante :

$$L_{GED} = \sum_{t=1}^T \left[\ln \left(\frac{v}{\lambda_v} - 0.5 \left| \frac{\varepsilon_v}{\lambda_v} \right|^v \right) - (1 + v^{-1}) \ln(2) - \ln \Gamma \left(\frac{1}{v} \right) - 0.5 \ln \sigma_t^2 \right] \quad (2.7)$$

Tel que

$$\lambda_v = \sqrt{\frac{\Gamma \left(\frac{1}{v} \right) \Gamma \left(\frac{v-2}{v} \right)}{\Gamma \left(\frac{3}{v} \right)}} \quad (2.8)$$

5. Résultats empiriques

Nous allons étudier l'évolution des valeurs de clôture et des rendements journaliers et également l'évolution de la volatilité des indices boursiers islamiques suivants : l'indice *S&P Sharia* pendant la période allant du 29/12/2006 au 09/03/ 2011, l'indice *DJIMI* du 01/01/1999 au 09/03/2011, l'indice *JII* du 03/07/200 au 09/03/2011, l'indice *MSCI Islamic* du 01/01/2008 au 09/03/2011, l'indice *FTSE Shariah* du 26/10/2007 au 09/03/2011, et enfin l'indice *KLSI* du 01/01/2008 au 09/03/2011. Leurs homologues conventionnels sont simultanément analysés, pour mener une approche comparative, avec les mêmes historiques.

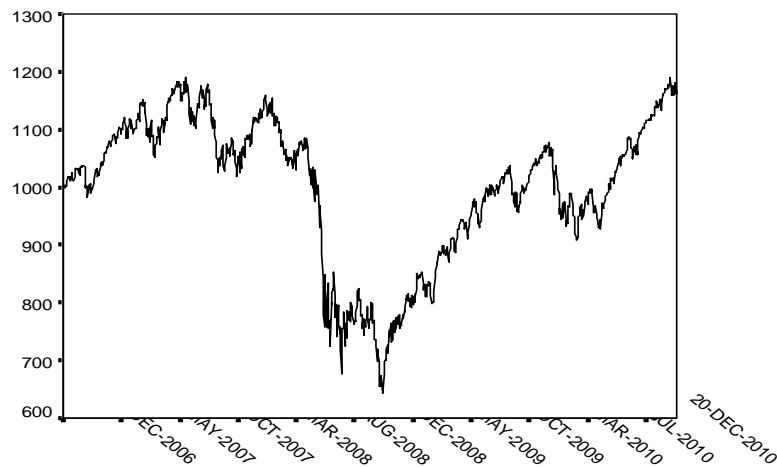


Figure 14: Evolution des valeurs de clôture du *S&P Sharia* en USD

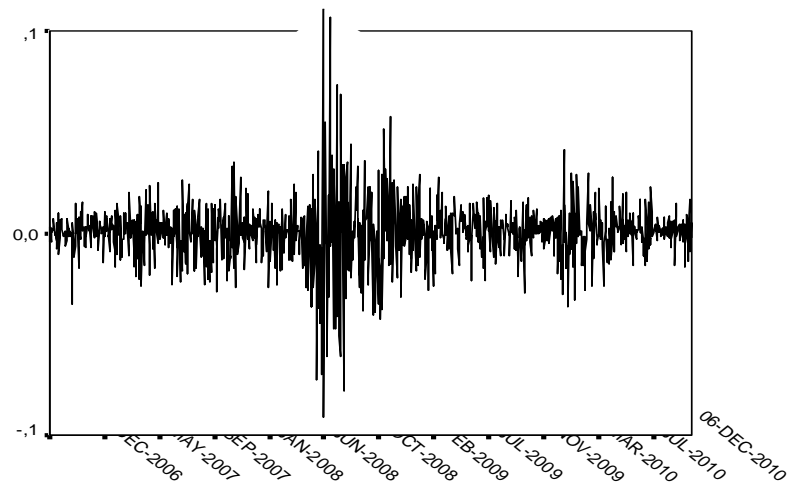


Figure 15: Evolution des rendements journaliers du S&P Sharia

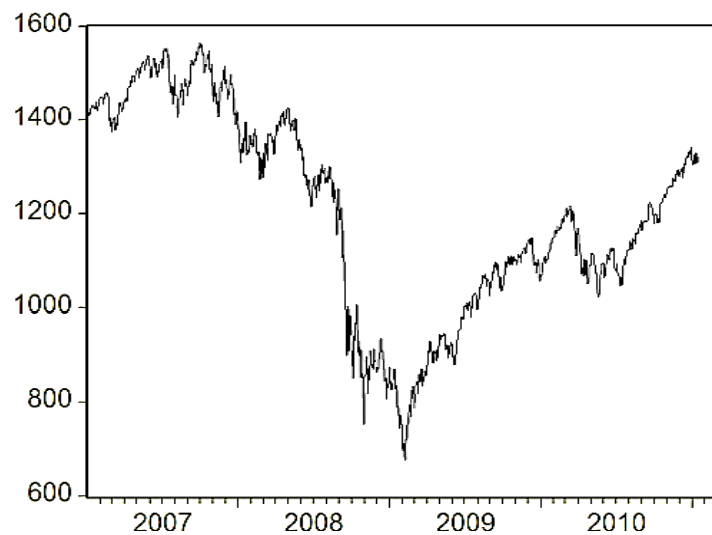


Figure 16: Evolution des valeurs de clôture S&P 500 en USD

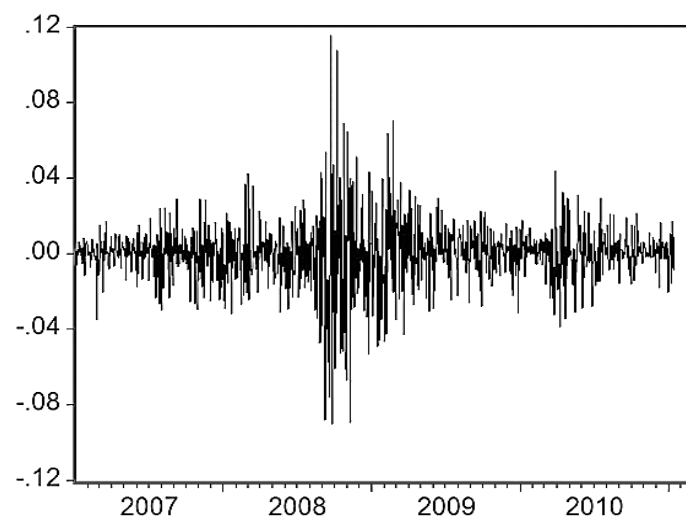


Figure 17: Evolution des rendements journaliers du S&P 500

Les figures 14 et 16 montrent respectivement l'évolution des valeurs de clôture de l'indice *S&P Sharia* et son homologue conventionnel qui évoluent presque dans le même sens. Nous visualisons des tendances des valeurs de clôture relativement aux deux indices tantôt baissières tantôt haussières depuis 2007 jusqu'à la chute brutale en 2008. Cette chute s'explique par les répercussions de la crise financière mondiale. Toutefois, à partir de la fin de 2008, les deux indices (*S&P Sharia* et *S&P 500*) vont reprendre leur tendance haussière avec des fluctuations moyennes.

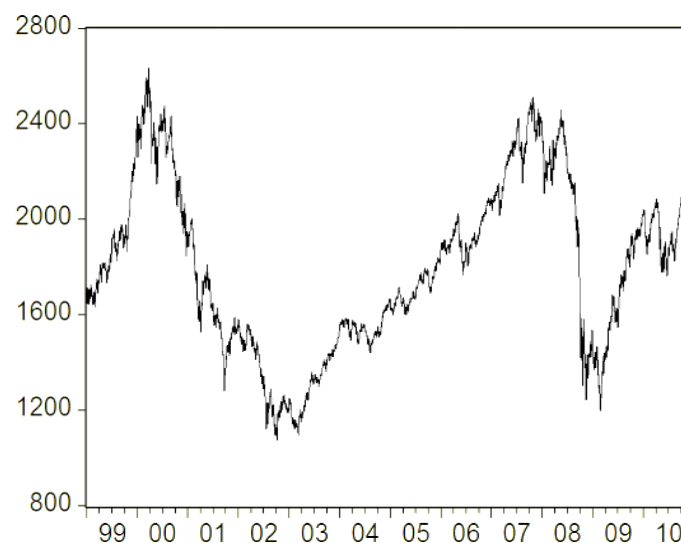


Figure 18: Evolution des valeurs de clôture de l'indice *DJIMI* en USD

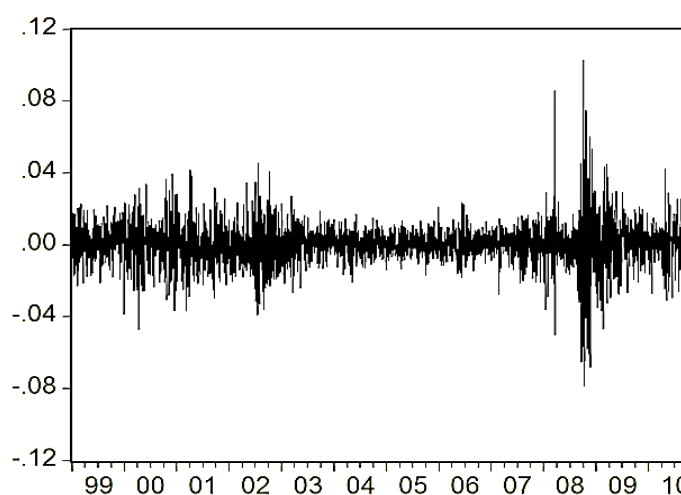


Figure 19: Evolution des rendements journaliers de l'indice *DJIMI*

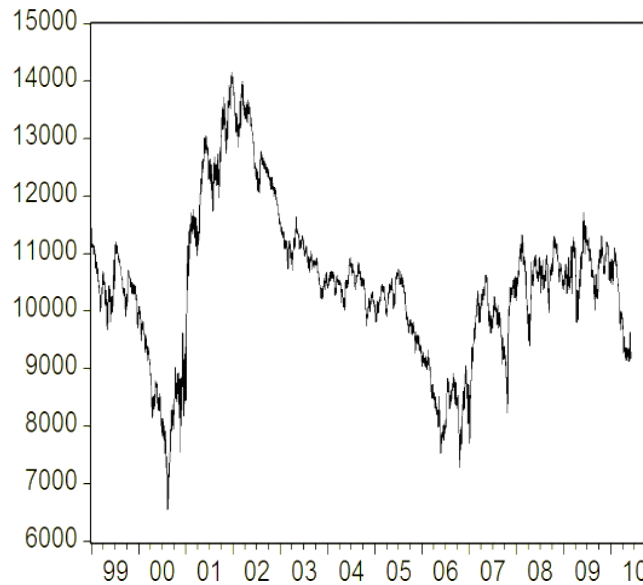


Figure 20: Evolution des valeurs de clôture de l'indice *DJIA* en USD

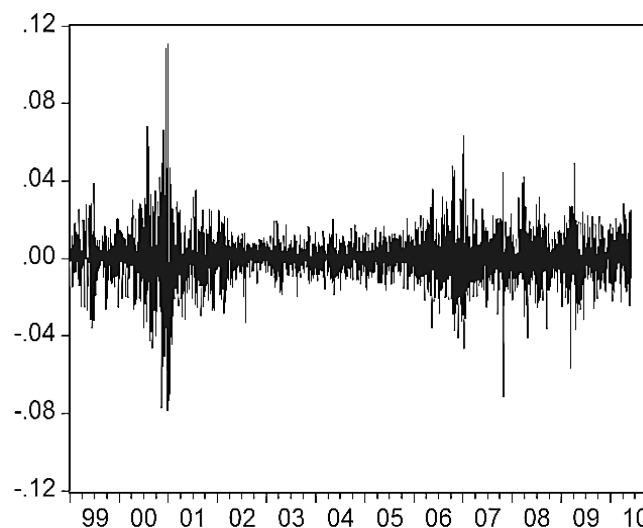


Figure 21: Evolution des rendements journaliers de l'indice *DJIA*

Quant aux valeurs de clôture de l'indice *DJIA* et *DJIMI*, les figures 18 et 20 montrent que les deux indices évoluent dans le même sens, qu'il s'agisse de hausse ou de baisse. Nous remarquons que les valeurs de clôture des deux indices affichent une alternance en termes de tendance, et que la dynamique des deux indices a connu plusieurs phases d'évolution :

De 1999 à 2000 : les indices boursiers islamiques ont vu le jour dans un contexte économique caractérisé par une forte instabilité. Cette instabilité s'explique par la succession des crises dans les années 90 notamment la crise asiatique survenue en 1997, la crise russe en 1998 et la faillite du fond spéculatif américain Long Term Capital Management. Ceci a contribué

également à l'augmentation de la volatilité des marchés financiers. Cependant, la libéralisation des marchés financiers et la croissance accrue du secteur technologique ont rapidement contribué à la reprise et la croissance soutenue des marchés accélérée par la bulle internet qui a atteint son sommet à la fin des années 90 et le début des années 2000. Les indices ont suivi la tendance, le *DJIA* a augmenté en moyenne de 25% et le *DJIMI* de 46.81%.

De 2000 à 2003 : l'éclatement de la bulle internet, les attentats du 11 septembre 2001 et les scandales financiers et comptables des entreprises Enron, Worldcom, et bien d'autres sont les événements qui ont marqué cette période. D'ailleurs, une mauvaise conjoncture macroéconomique a été signalée à cette époque à cause de la faillite de quelques compagnies d'assurance et sociétés aériennes vus les événements du 11 septembre. Par conséquent, les indices islamiques et conventionnels ont chuté respectivement en moyenne de 18.78% et 16.08%.

De 2003 à 2007 : Cette période a été caractérisée par une croissance économique américaine et un regain de confiance des opérateurs financiers. Les cours du pétrole ont considérablement augmenté au cours de cette période alors que le dollar a baissé stimulant ainsi les exportations américaines. Un climat favorable aux investissements qui a affecté positivement les indices du monde entier, l'indice *DJIA* a progressé de 16.8% et le *DJIMI* de 15.33%.

De 2007 à 2009 : L'événement le plus marquant de cette période est la crise des *subprimes* qui a touché le secteur bancaire et s'est transformé en une crise systémique. La crise a plongé l'économie mondiale dans une période de récession. Les cours du pétrole ont fortement baissé pour atteindre des niveaux historiquement bas, puis la crise de liquidité a atteint les autres continents via l'effet de contagion. En dépit des efforts déployés afin de sauver le système financier avec toutes ses composantes, ces mesures d'urgence n'ont pas abouti aux résultats escomptés vu le climat de réticence et de perte de confiance, ainsi les conséquences économiques et sociales de cette crise étaient dramatiques. Les indices *DJIA* et *DJIMI* ont suivi la tendance des marchés et ont baissé respectivement de 36.68 % et de 31.47%. La crise a abouti à son paroxysme le 3ème trimestre de l'année 2008. En fait les deux indices conventionnel et islamique ont perdu respectivement 58.38% et 55.35% de leur valeur.

A partir de 2009 : Le premier trimestre 2009 marque la fin de la période baissière des marchés et le début d'une période de croissance grâce à la reprise économique progressive, au

retour de la confiance et à la situation encourageante du marché de l'emploi. Cette reprise progressive a profité aux marchés financiers, au cours de cette période l'indice *DJIMI* a progressé de 30.59% et le *DJIA* de 32.22%.

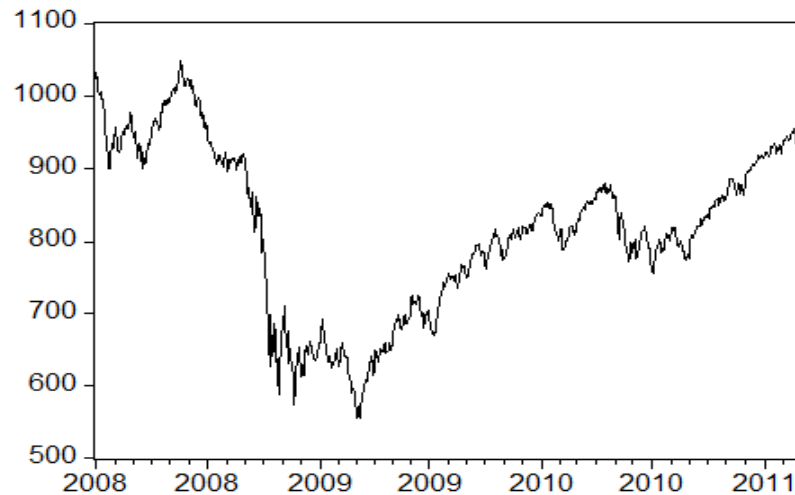


Figure 22: Evolution des valeurs de clôture de l'indice *MSCI Islamic* en USD

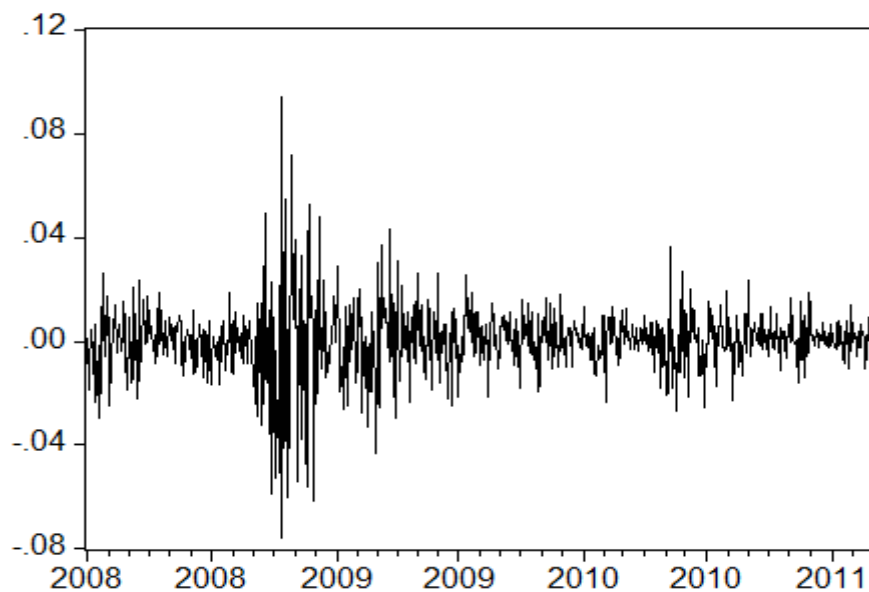


Figure 23: Evolution des rendements journaliers de l'indice *MSCI Islamic*

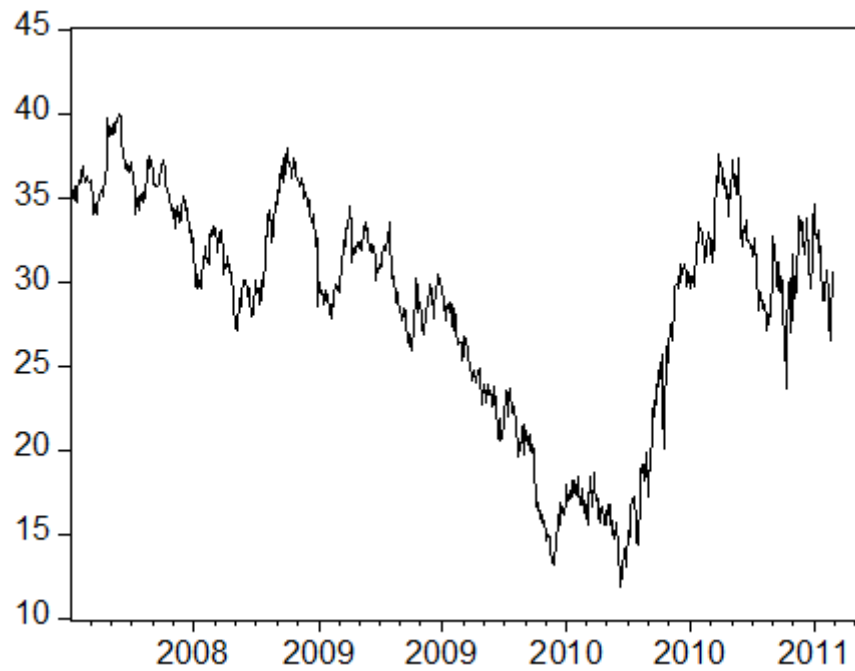


Figure 24: Evolution des valeurs de clôture de l'indice *MSCI World* en USD

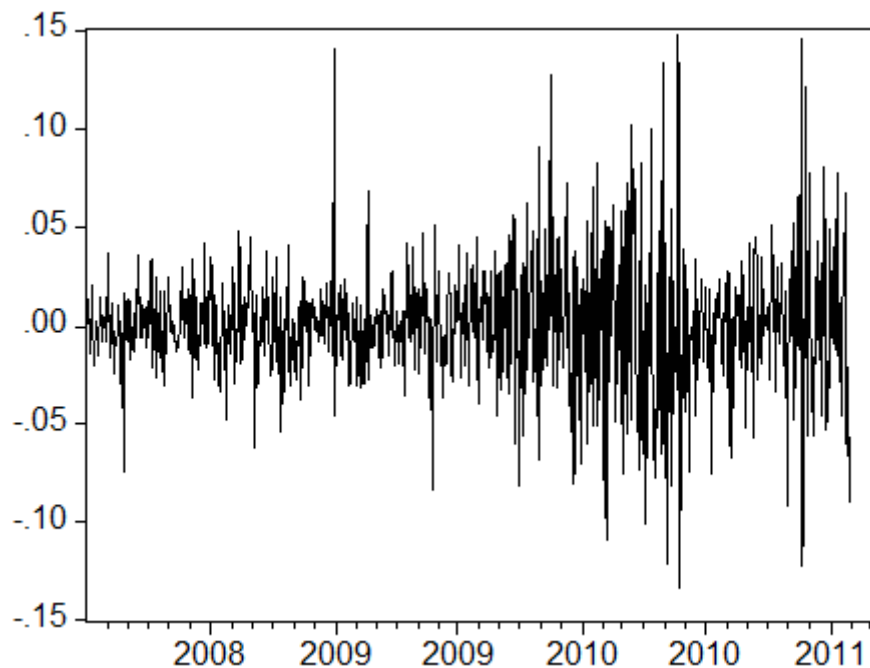


Figure 25: Evolution des rendements journaliers de l'indice *MSCI World*

Le lancement de l'indice boursier islamique phare de la famille *MSCI World* a eu lieu dans une période en pleine crise financière, ce qui explique la baisse durant la première année d'existence. Les figures 22 et 24 ci-dessus montrent que les deux indices suivent la même tendance aussi bien à la hausse qu'à la baisse du marché. Le mois de mars 2009 a marqué la

fin de la phase baissière des deux indices et un retour progressif à la hausse. La hausse des deux indices se poursuit sans pour autant retrouver leur niveau d'avant-crise.

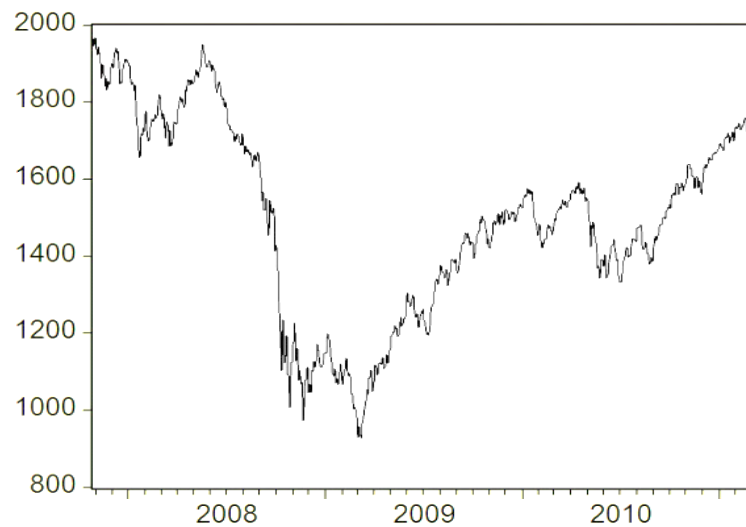


Figure 26: Evolution des valeurs de clôture du *FTSE Sharia* en GBP

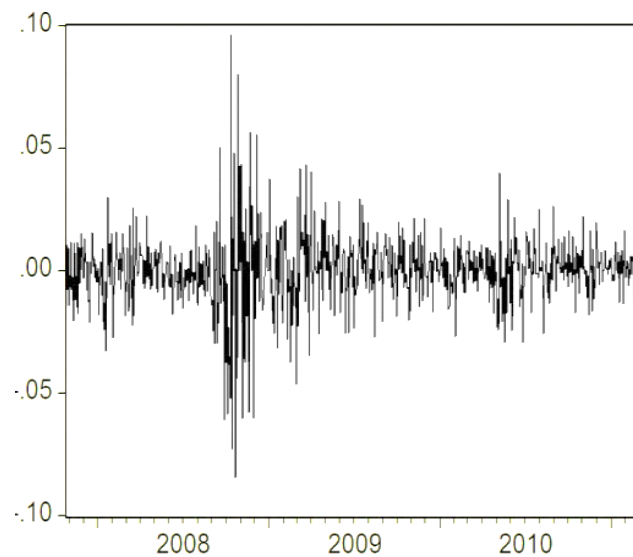


Figure 27: Evolution des rendements journaliers du *FTSE Sharia*

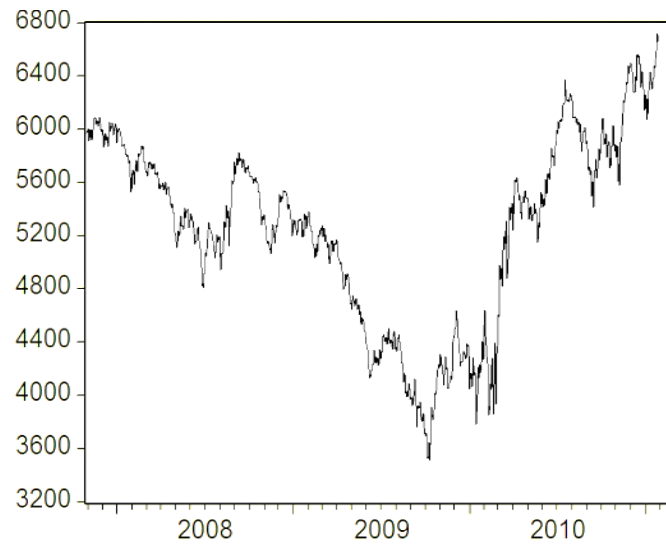


Figure 28: Evolution des valeurs de clôture du *FTSE All World* en GBP

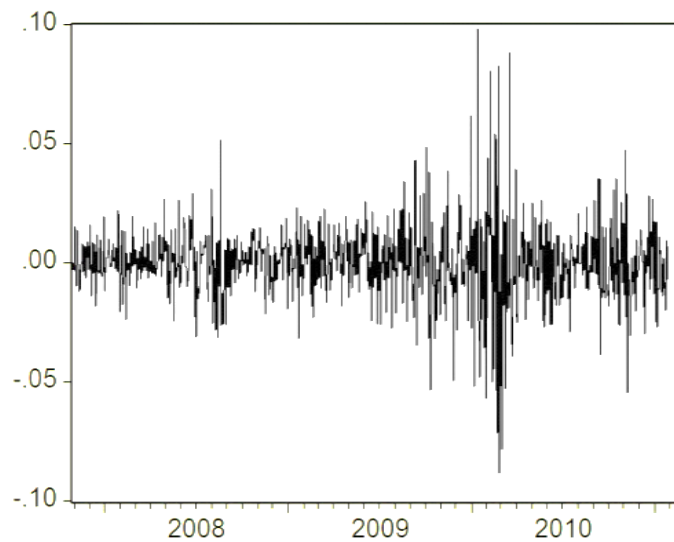


Figure 29: Evolution des rendements journaliers du *FTSE All World*

L'évolution des indices *FTSE All world* et *FTSE Sharia* est similaire à celle des indices *MSCI* islamique et conventionnelle.

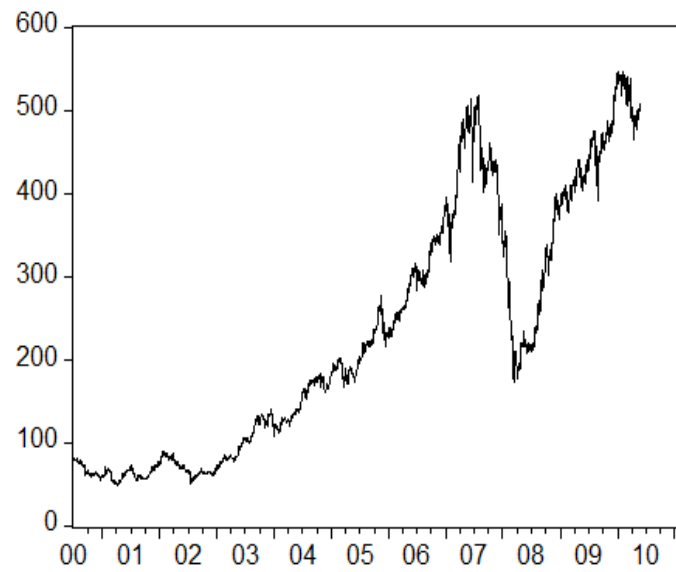


Figure 30: Evolution des valeurs de clôture du *JII* en Roupie

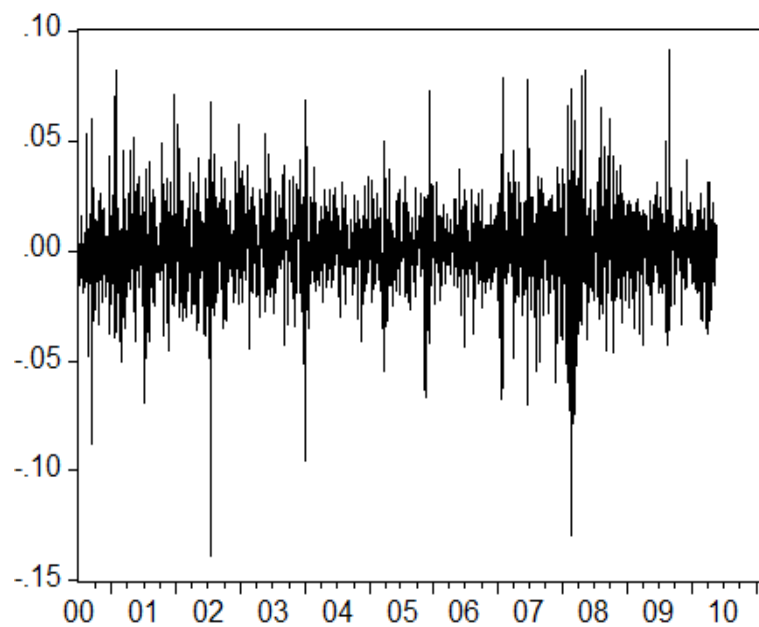


Figure 31: Evolution des rendements journaliers du *JII*

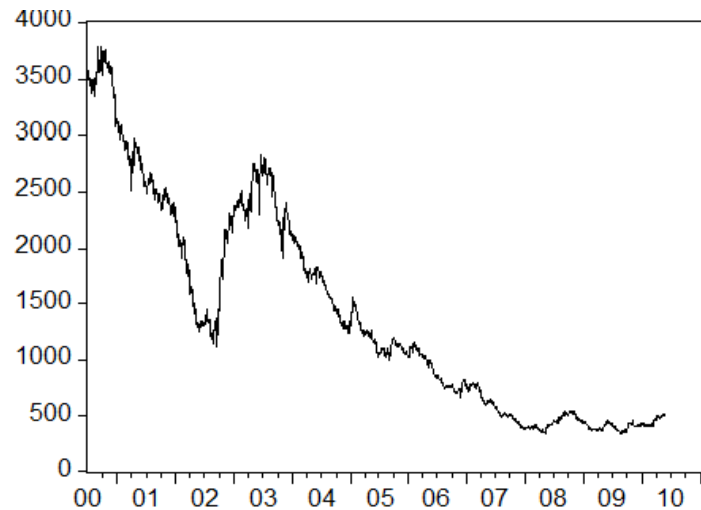


Figure 32: Evolution des valeurs de clôture du *JKSE* en Roupie

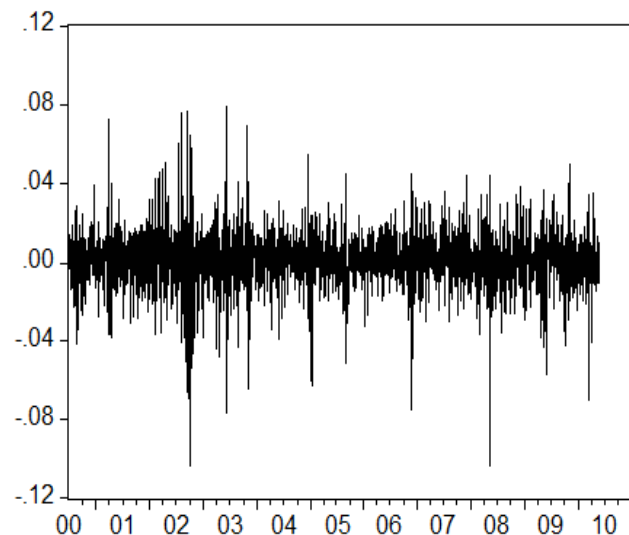


Figure 33: Evolution des rendements journaliers du *JKSE*

Nous remarquons que le lancement de l'indice islamique *Jakarta Islamic Index (JII)* a eu lieu pendant une période d'accalmie sur la bourse de Jakarta, comme il est indiqué dans la figure 30 qui montre une légère baisse puis une stagnation durant les 3 premières années. L'évolution moyenne annualisée au cours de cette période était de 2.88% pour le *JKSE* et de 6.13% pour le *JII*. Les deux indices ont tiré profit du climat de confiance qui caractérisait le printemps de 2003 et ont connu une tendance haussière durant les quatre années suivantes. C'est la crise des *subprimes* qui a mis terme à cette hausse, et a introduit les deux indices dans une longue phase de baisse. Toutefois, la crise des *subprimes* n'a touché le marché indonésien qu'en février 2008. Il en témoigne le record des indices indonésiens *JKSE* et *JII* qui continuaient leur tendance haussière à la fin de l'année 2007 et qui ont enregistré leur niveau

le plus haut le 09 janvier 2008. A partir de cette date les deux indices ont connu une baisse également historique de leurs cours.

Le summum de la crise a eu lieu en octobre 2008, quand l'indice composite indonésien (*JKSE*) a perdu 10.38% de sa valeur en une journée. L'indice islamique *JII* a également perdu 10.28% à cause des ventes massives d'actions, conjuguées à une perte de confiance dans les marchés. L'année 2009 a marqué le retour de confiance de la part des investisseurs et des entreprises. Ainsi, de nouvelles introductions en bourse ont eu lieu y compris des entreprises étatiques comme le rapporte *Indonesian Commercial Newsletter* (ICN, 2009). Cette situation a accéléré le retour des indices à leur niveau d'avant-crise par l'instauration d'un climat de confiance. Le marché indonésien est ainsi entré dans une nouvelle phase de hausse.

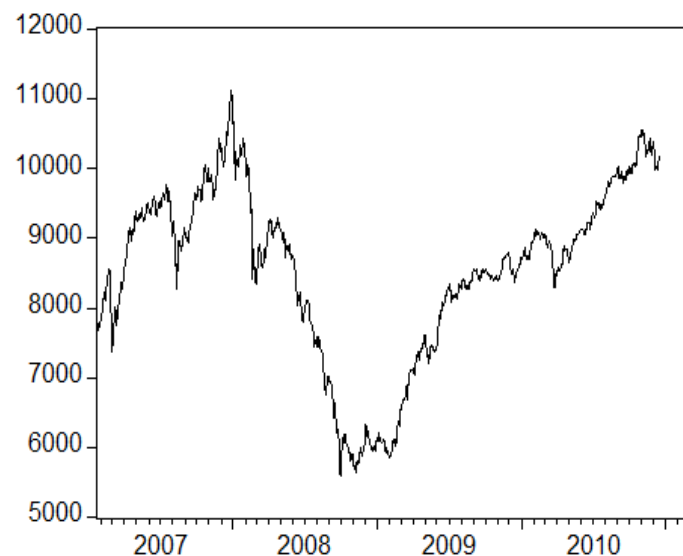


Figure 34: Evolution des valeurs de clôture de l'indice *KLSI* en Ringgit

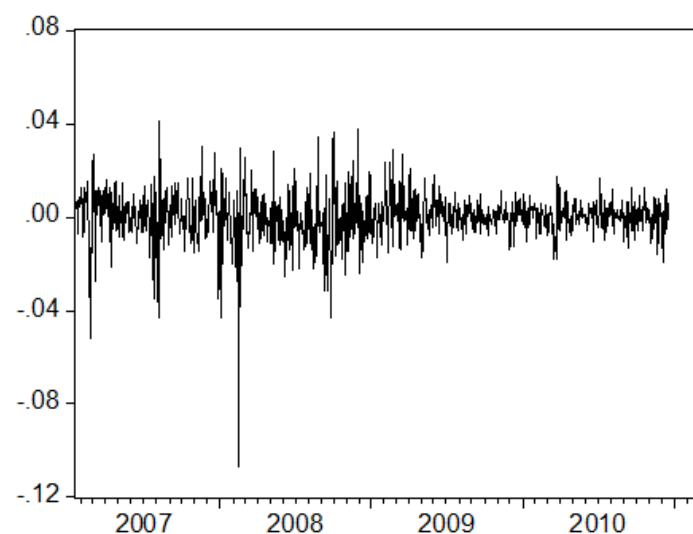


Figure 35: Evolution des rendements journaliers de l'indice *KLSI*

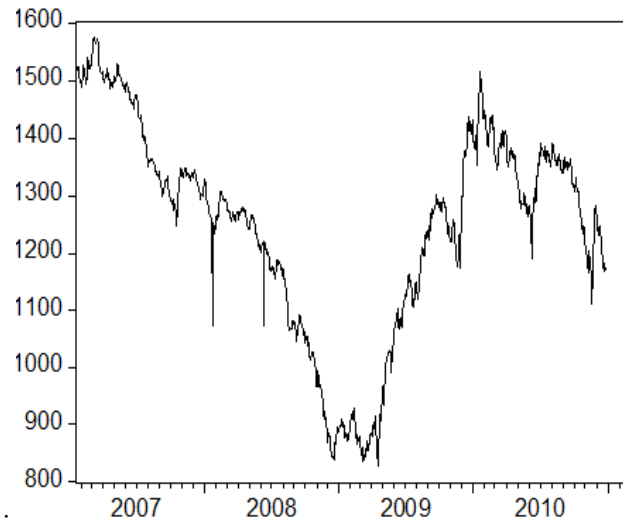


Figure 36: Evolution des valeurs de clôture de l'indice *KLCI* en Ringgit

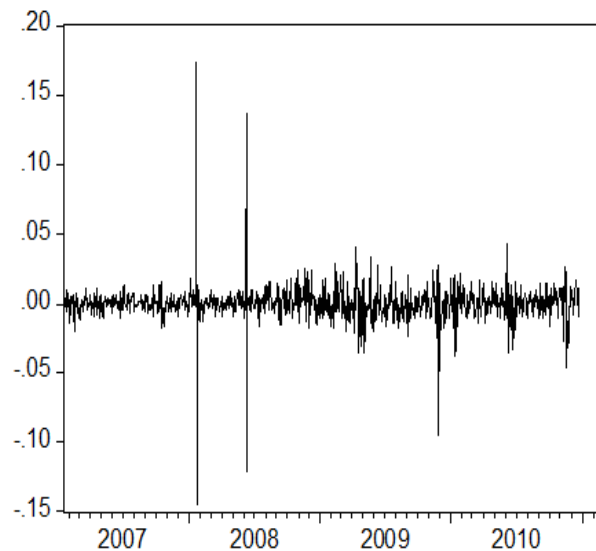


Figure 37: Evolution des rendements journaliers de l'indice *KLCI*

Au vu des figures 34 et 36 qui exhibent l'évolution des valeurs de clôture des indices Malaisiens, nous remarquons que l'évolution des deux indices *KLCI* et *KLSI* suivent approximativement la même tendance aussi bien à la hausse qu'à la baisse. Nous pouvons aussi distinguer quatre phases principales. La première phase est haussière, elle commence à partir du lancement de l'indice islamique. Cette période haussière a duré 12 mois durant lesquels les deux indices ont augmenté respectivement de 50% et de 34.77%. La crise des subprimes a touché le marché boursier Malaisien en janvier 2008 avec un niveau historiquement élevé pour les deux indices enregistré le 11/01/ 2008. À partir de cette date les deux indices ont entamé une phase de baisse qui a duré jusqu'à octobre 2008. Durant cette période baissière, les deux indices ont enregistré une rentabilité négative de - 42.04% pour le *KLSI* et - 38.53% pour le *KLCI*. Ensuite, les deux indices sont entrés dans une phase de

stagnation jusqu'au 1er trimestre de 2009, puis ils ont commencé à augmenter progressivement à partir de mars 2009 pour retrouver les niveaux d'avant-crise au début de l'année 2011 (El Khamlichi, 2010).

Concernant la stationnarité des valeurs de clôture des indices islamiques, nous pouvons remarquer également que les 6 séries des valeurs de clôture ne sont pas stationnaires. Nous allons procéder à la différenciation logarithmique des prix de clôture. Les rendements logarithmiques journaliers semblent plutôt stationnaires autour d'une constante. Nous allons également tester statistiquement la stationnarité à travers les 3 tests de stationnarité : le test de Dickey-Filler augmenté, le test de Philips Perron et le test de KPSS (tableau 6).

Tableau 6 : Tests de stationnarité des prix de clôture et des rendements journaliers

		ADF		KPSS		PP		Résultat des tests
		VAL_{obs}	VAL_{th}	VAL_{obs}	VAL_{th}	VAL_{obs}	VAL_{th}	
<i>MSCI</i>	Prix	-1.67	-2.86	0.61	0.46	-1.74	-2.86	$VAL_{obs} > VAL_{th} \Rightarrow RH_0$
<i>Islamic</i>	rendement	-22.75	-2.86	0.37	0.46	-26.37	-2.86	$VAL_{obs} < VAL_{th} \Rightarrow AH_0$
<i>MSCI</i>	Prix	-1.87	-2.86	1.18	0.46	-1.72	-2.86	$VAL_{obs} > VAL_{th} \Rightarrow RH_0$
	rendement	-29.05	-2.86	0.13	0.46	-29.36	-2.86	$VAL_{obs} < VAL_{th} \Rightarrow AH_0$
<i>JII</i>	Prix	-0.18	-2.86	5.38	0.46	-0.09	-2.86	$VAL_{obs} > VAL_{th} \Rightarrow RH_0$
	rendement	-46.55	-2.86	0.13	0.46	-46.41	-2.86	$VAL_{obs} < VAL_{th} \Rightarrow AH_0$
<i>JKSE</i>	Prix	0.76	-2.86	5.37	0.46	0.81	-2.86	$VAL_{obs} > VAL_{th} \Rightarrow RH_0$
	rendement	-45.80	-2.86	0.29	0.46	-45.78	-2.86	$VAL_{obs} < VAL_{th} \Rightarrow AH_0$
<i>KLSI</i>	Prix	-0.98	-2.86	0.67	0.46	-0.93	-2.86	$VAL_{obs} > VAL_{th} \Rightarrow RH_0$
	rendement	-28.07	-2.86	0.24	0.46	-28.20	-2.86	$VAL_{obs} < VAL_{th} \Rightarrow AH_0$
<i>KLCI</i>	Prix	-0.69	-2.86	0.88	0.46	-0.76	-2.86	$VAL_{obs} > VAL_{th} \Rightarrow RH_0$
	rendement	-37.47	-2.86	0.24	0.46	-37.49	-2.86	$VAL_{obs} < VAL_{th} \Rightarrow AH_0$
<i>S&P</i>	Prix	-1.03	-2.86	0.81	0.46	-1.23	-2.86	$VAL_{obs} > VAL_{th} \Rightarrow RH_0$
<i>Sharia</i>	rendement	-27.51	-2.86	0.20	0.46	-37.61	-2.86	$VAL_{obs} < VAL_{th} \Rightarrow AH_0$
<i>S&P</i>	Prix	-1.21	-2.86	1.91	0.46	-1.26	-2.86	$VAL_{obs} > VAL_{th} \Rightarrow RH_0$
<i>500</i>	rendement	-27.02	-2.86	0.31	0.46	-37.66	-2.86	$VAL_{obs} < VAL_{th} \Rightarrow AH_0$
<i>DJIA</i>	Prix	-1.38	-2.86	1.04	0.46	-1.38	-2.86	$VAL_{obs} > VAL_{th} \Rightarrow RH_0$
	rendement	-40.00	-2.86	0.12	0.46	-49.85	-2.86	$VAL_{obs} < VAL_{th} \Rightarrow AH_0$
<i>DJIMI</i>	Prix	-1.38	-2.86	1.04	0.46	-1.38	-2.86	$VAL_{obs} > VAL_{th} \Rightarrow RH_0$
	rendement	-40.00	-2.86	0.12	0.46	-49.86	-2.86	$VAL_{obs} < VAL_{th} \Rightarrow AH_0$
<i>FTSE</i>	Prix	-1.05	-2.86	0.73	0.46	-0.89	-2.86	$VAL_{obs} < VAL_{th} \Rightarrow RH_0$
	rendement	-30.91	-2.86	0.45	0.46	-31.01	-2.86	$VAL_{obs} < VAL_{th} \Rightarrow AH_0$
<i>FTSE</i>	Prix	-1.63	-2.86	0.75	0.46	-1.65	-2.86	$VAL_{obs} > VAL_{th} \Rightarrow RH_0$
<i>Sharia</i>	rendement	-21.62	-2.86	0.38	0.46	-26.16	-2.86	$VAL_{obs} < VAL_{th} \Rightarrow AH_0$

H_0 : Étant l'hypothèse de stationnarité. En résumant le tableau 6, nous pouvons conclure que la série des valeurs de clôture relative aux 6 indices boursiers islamiques n'est pas stationnaire, tandis que la série des rendements journaliers des 6 indices est stationnaire. De même pour leurs homologues conventionnels.

Nous pouvons remarquer sur les figures (15, 19, 23, 27, 31 et 35) des fluctuations qui prennent des valeurs tant négatives que positives autour de la moyenne. L'évolution des rendements des 6 indices boursiers islamiques indiquent que les séries sont fortement volatiles, identiquement pour leurs homologues conventionnels. Sachant que l'allure d'un bruit blanc marque une extrême régularité de l'aléa gaussien, nous constatons clairement que les allures des 6 indices boursiers islamiques semblent être différentes de celles d'un bruit blanc, et des cycles semblent apparaître à cause de la variabilité importante de leurs rendements. Ceci reste autant vrai pour leurs homologues conventionnels. Bref, au vu des figures (14, 18, 22, 26, 30 et 34) exhibant l'évolution des valeurs de clôture ainsi que les figures (15, 19, 23, 27, 31 et 35) affichant l'évolution des rendements journaliers des indices boursiers islamiques, nous constatons clairement que ces derniers ont été significativement affectés par la crise des *subprimes*, et par conséquent une volatilité importante a été enregistrée dans cette période à l'instar de leurs homologues conventionnels. Nous allons essayer maintenant de décliner les propriétés statistiques des rendements journaliers des 6 indices boursiers islamiques et de leurs homologues conventionnels dans le tableau 7 ci-dessous.

Tableau 7: Propriétés statistiques des rendements journaliers des indices boursiers islamiques et leurs homologues conventionnels

	Nb.Obs	Moy	Mediane	Maxi	Min	Ec.type	Skew	Kurt	J.Bera	Proba
<i>S&P Sharia</i>	1053	0,0002	0,0010	0,1227	-0,0908	0,0155	0,2633	12,64	4091	0,000
<i>S&P 500</i>	1053	0,0001	0,0009	0,1158	-0,0903	0,0170	0,0214	10,37	2384	0,000
<i>DJIMI</i>	3083	0,0002	0,0005	0,1027	-0,0786	0,0115	0,0020	10,39	7022	0,000
<i>DJIA</i>	3083	0,0002	0,0004	0,1108	-0,0787	0,0128	0,1800	10,7	7400	0,000
<i>FTSE Sahria</i>	877	0,0000	0,0002	0,0962	-0,0843	0,0144	-0,1411	10,26	1930	0,000
<i>FTSE World</i>	877	0,0000	0,0001	0,0984	-0,0884	0,0167	0,1615	8,76	1177	0,000
<i>MSCI Islamic</i>	831	-0,0001	0,0005	0,0938	-0,0755	0,0135	-0,1086	10,68	2045	0,000
<i>MSCI World</i>	831	0,0006	0,0009	0,1473	-0,1330	0,0331	0,1384	5,94	292	0,000
<i>JII</i>	2581	0,0008	0,0010	0,0915	-0,1380	0,0182	-0,3350	8,094	2839	0,000
<i>JKSE</i>	2581	0,0009	0,0013	0,0792	-0,1038	0,0151	-0,4800	8,544	3407	0,000
<i>KLSI</i>	1019	0,0003	0,0008	0,0416	-0,1070	0,0103	-1,4138	16,77	8394	0,000
<i>KLCI</i>	1019	0,0004	0,0007	0,1737	-0,1441	0,0133	0,7400	62,18	149567	0,000

Nous constatons en premier lieu que le coefficient de *Kurtosis* pour les 6 indices islamiques est élevé et largement supérieur à 3 (valeur de *Kurtosis* pour une loi normale). Cet excès de *Kurtosis* témoigne d'une forte probabilité d'occurrence de points extrêmes tant pour les indices boursiers islamiques que pour les indices conventionnels. En second lieu, le coefficient de *Skewness* des 6 indices islamiques est différent de 0. Ceci illustre la présence d'asymétrie, ce qui peut être un indicateur de non linéarité, puisque les modèles linéaires gaussiens sont forcément symétriques. Le coefficient de *Skewness* positif indique que les distributions sont étalées vers la droite : les rendements réagissent davantage à un choc positif qu'à un choc négatif. Cela est vrai pour le *S&P Sharia* et le *DJIMI* ainsi que leurs homologues conventionnels, et également pour le *FTSE All world* et le *MSCI world*. Ceci contredit la plupart des résultats empiriques sur les séries financières qui mettent en évidence une asymétrie négative des rendements, en tant qu'un fait stylisé saillant des marchés financiers, et qui signifie que les séries financières ont tendance à générer des rendements journaliers négatifs plus que positifs à cause des chocs récurrents. Nous pouvons expliquer notre résultat par un historique de données qui n'est pas assez large, vu la récente émergence des indices boursiers islamiques. D'ailleurs, la plupart des études sur les menées sur les séries financières, en particulier, sur les indices boursiers se basent sur des données de haute fréquence ou intra-quotidiennes. En tout cas, les distributions des rendements des indices islamiques et conventionnels ne suivent pas une loi normale comme l'illustre le test de Jarque-Bera dont la probabilité est inférieure à 0.05 (pour les rendements des 6 indices islamiques et leurs homologues), ce qui est une caractéristique générale des séries financières.

En sus, nous avons remarqué au vu des figures (15, 19, 23, 27, 31 et 35) pour les rendements des indices islamiques, que de fortes variations sont généralement suivies de fortes variations et que de faibles variations sont généralement suivies de faibles variations. On constate un regroupement des extrêmes en cluster ou paquets de volatilités signifiant que les périodes de d'accalmie du marché alternent avec celles de turbulence. Ce regroupement des volatilités par paquets est dû essentiellement aux corrélations des séries financières. A cause de cette corrélation, un grand mouvement correspondant à une forte volatilité a des chances d'être suivi par un mouvement de même ampleur. Il en est de même pour un mouvement de faible amplitude (Brooks, 2004).

Ce phénomène d'accumulation de la volatilité est quantifié par les modèles autorégressifs à volatilité conditionnelle. En fait, les modèles ARMA (autorégressifs à moyenne mobile)

supposent des séries temporelles à variance constante (hypothèse d'homoscédasticité). Cette modélisation néglige l'information contenue dans le facteur résiduel de la série. Avant de modéliser la volatilité des indices en question, nous allons tester l'hypothèse d'homoscédasticité. Ce test est construit de la manière suivante :

Soit un modèle de régression :

$$r_t = \mu + \varepsilon_t \quad (2.9)$$

Avec μ étant la moyenne des rendements et avec une spécification de type ARCH pour l'erreur ε_t définie dans l'équation (2.1) ($r_t = \varepsilon_t \sigma_t$)

r_t représente le rendement de l'actif financier à l'instant t ;

ε_t est un bruit blanc gaussien ;

σ_t est la volatilité de l'actif financier représentée selon l'équation (2.2) :

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_i^p \alpha_i r_{t-i}^2$$

Soit l'hypothèse nulle :

H_0 : Existence d'homoscédasticité : $H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_p = 0$

contre l'hypothèse alternative :

H_1 : il existe au moins i tel que $\alpha_i \neq 0$

Si l'hypothèse H_0 est acceptée, la variance de l'erreur est constante telle que : $\sigma_t^2 = \alpha_0$

Dans le cas contraire, les termes de l'erreur ε_t suivent un effet ARCH dont l'ordre p est à déterminer.

Le test fondé est un test de Fisher classique qui est le test du multiplicateur de Lagrange LM :

De manière pratique, on procède de la manière suivante :

1^{ère} étape : calcul de ε_t le résidu du modèle de régression ou d'un modèle ARMA (autorégressif à moyenne mobile).

2^{ème} étape : calcul des ε_t^2

3^{ème} étape : Régression autorégressive des résidus sur p retard (résidu décalé) où seuls les retards significatifs sont conservés, $\varepsilon_t^2 = \alpha_0 + \sum_i^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2$

4^{ème} étape : Calcul de la statistique du multiplicateur de Lagrange $LM = nR^2$

Avec n est le nombre d'observations servant au calcul de la régression de l'étape 3.

R^2 est le coefficient de détermination de l'étape 3.

Si $LM > \chi_p^2$ à p degrés de liberté lu dans la table Khi-deux à un seuil fixé en général 5%, on rejette H_0 et on conclut que le processus est justifiable d'un modèle $ARCH(p)$. C'est le test de significativité des coefficients α_i de la régression ε_t^2 sur ε_{t-p}^2 qui permet de déterminer l'ordre p du processus $ARCH$ sachant qu'un processus $ARCH$ d'ordre 3 semble un maximum, au-delà duquel le modèle sera justifiable d'un processus de type $GARCH$.¹⁹

Tableau 8: Test d'homoscédasticité pour les rendements des indices islamiques et de leurs homologues conventionnels

	<i>F.stat</i>	<i>Prob</i>	<i>nR²</i>	<i>Prob</i>
<i>S\$P Sharia</i>	31,629	0,000	30,762	0,000
<i>S\$P500</i>	31,16	0,000	30,32	0,000
<i>DJIM</i>	48,39	0,000	46,72	0,000
<i>DJIA</i>	133,99	0,000	128,63	0,000
<i>FTSE Sahria</i>	13,764	0,0002	13,582	0,0002
<i>FTSE All World</i>	29,105	0,000	28,203	0,000
<i>MSCI Islamic</i>	29,53	0,000	28,58	0,000
<i>MSCI World</i>	72,5	0,000	66,63	0,000
<i>JII</i>	51,54	0,000	50,57	0,000
<i>JKSE</i>	78,615	0,000	76,348	0,000
<i>KLSI</i>	29,875	0,000	29,078	0,000
<i>KLCI</i>	288,99	0,000	225,63	0,000

Nous remarquons selon le tableau 8 exhibant les résultats du test que $LM > \chi_p^2$ pour les 6 indices islamiques. Ceci reste autant vrai pour leurs homologues conventionnels. Nous rejetons donc l'hypothèse d'homoscédasticité, et nous considérons que les séries de rendements suivent un processus de type $ARCH$. Compte tenu des limites du modèle $ARCH$, dont le nombre important de paramètre p à estimer, nous allons modéliser la volatilité conditionnelle à l'aide d'un modèle $GARCH$ (1.1). Nous commençons par l'indice *DJIMI* et son homologue conventionnel *DJIA*.

¹⁹ Bourbonnais, R.1998, « Econométrie, manuel et exercices corrigés », Dunod.

Tableau 9: Paramètres du modèle *GARCH* (1.1) pour le *DJIMI* et le *DJIA*

	<i>DJIA</i>			<i>DJIM</i>		
	Gaussian	Student's	GED	Gaussian	Student's	GED
α_0	0,00000107 [0,0001]	0,00000107 [0,0021]	0,00000104 [0,0041]	0,000001 [0,0000]	0,0000009 [0,0013]	0,000001 [0,0007]
α_1	0,086068 [0,0000]	0,084951 [0,0000]	0,085477 [0,0000]	0,080535 [0,0000]	0,077044 [0,0000]	0,078775 [0,0000]
β_1	0,908927 [0,0000]	0,910415 [0,0000]	0,909932 [0,0000]	0,911689 [0,0000]	0,916768 [0,0000]	0,913873 [0,0000]
ν		9,143704 [0,0000]	1,457629 [0,0000]		9,209713 [0,0000]	1,381061 [0,0000]
σ^2	0,0002138	0,0002309	0,0002265	0,0001350	0,0001438	0,0001360
LnL*	9391,781	9415,703	9425,129	3214,400	10025,01	10026,08
AIC*	-6,297740	-6,313118	-6,319442	-6,095727	-6,501628	-6,502325

Avec :

$$\sigma^2 = \alpha_0 / (1 - \alpha_1 - \beta_1) \quad (2.10)$$

est la volatilité inconditionnelle : c'est la limite de la volatilité σ_t^2 quand t tend vers $+\infty$ pour un *GARCH* (1.1).

LnL : représente la log-vraisemblance des paramètres associés aux données.

AIC : (Akaike Information Criterion, 1973): c'est un critère utilisé pour sélectionner le meilleur modèle.

Le premier terme α_0 de l'équation de la volatilité conditionnelle représente un seuil de variance minimal en deçà duquel la variance conditionnelle ne descend pas. Il est négligeable et très proche de 0 pour l'indice *DJIMI* ainsi que l'indice *DJIA*, toute distribution confondue.

Le second terme α_1 est une somme de résidus au carré qui traduit l'impact des chocs sur la volatilité. Lorsqu'un krach intervient à l'instant t , la valeur des rentabilités est très différente de sa moyenne, et ainsi le résidu est très grand. Au vu du tableau 9, nous pouvons remarquer que le krach des subprimes a impacté significativement la volatilité de l'indice boursier islamique ainsi que son homologue conventionnel. Il est de 0.086 pour l'indice conventionnel *DJIA* concernant une distribution normale, et de 0.080 pour l'indice islamique *DJIMI* pour la même distribution, et de 0.085 pour l'indice *DJIA* concernant une distribution GED, alors qu'il est de 0.079 pour le *DJIMI*. Force est de constater, que l'ampleur de l'impact du choc s'avère plus importante pour l'indice conventionnel *DJIA* que pour l'indice islamique *DJIMI* abstraction faite de la nature de la distribution des innovations. D'une part, cette différence constatée au niveau de ce terme peut être expliquée d'abord par la crise financière qui a touché le secteur bancaire basé sur l'intérêt usuraire qui fait partie des secteurs prohibés en finance islamique. C'est pour cette raison que le terme représentant l'impact des chocs a

affiché une valeur plus importante pour l'indice conventionnel. Le terme reste significatif statistiquement pour l'indice islamique, vu que la crise financière a fini par toucher la sphère réelle de l'économie et a contaminé les actifs islamiques y compris les indices boursiers islamiques.

Le troisième terme β_1 représente la somme des variances passées, qui a pour effet de quantifier la persistance de la volatilité. En effet, si la volatilité à l'instant t est faible, sa contribution dans la variance conditionnelle à l'instant $t+1$ le sera également, ce qui accentue la probabilité d'une variance faible. Cette persistance semble très significativement élevée pour les deux indices le *DJIMI* et le *DJIA*, quel que soit la nature distributionnelle des innovations, avec une différence très minime entre les deux indices.

S'agissant de la volatilité inconditionnelle, il est clair d'après le tableau 9 ci-dessus, que l'indice islamique *DJIMI* est nettement moins volatile que le *DJIA*. Nous pouvons ainsi confirmer l'impact remarquable de la crise des subprimes sur la volatilité de l'indice boursier *DJIA*, mais elle est d'une moindre ampleur pour l'indice islamique *DJIMI*. Ceci confirme les résultats empiriques mettant en évidence la résilience relative des actifs islamiques face à la crise financière mondiale. Pour vérifier empiriquement ce résultat, nous allons appliquer le test Fisher relatif à l'équivalence des variances.

Soit l'hypothèse H_0 : les variances sont homogènes, contre l'hypothèse alternative H_1 : les variances ne sont pas homogènes.

La statistique du test consiste à calculer la valeur est :

$$F_{obs} = \frac{\sigma_{max}^2}{\sigma_{min}^2} \quad (2.11)$$

Si $F_{obs} > F_{th}$, nous rejetons l'hypothèse H_0 , avec $F_{the} = F_{n_1-1, n_2-2, 0.95}$ tels que $n_1 - 1$ et $n_2 - 2$ sont les degrés de liberté des deux échantillons, et 95% comme niveau de signification.

Tableau 10: Test de Fisher d'équivalence des variances pour le *DJIMI* et le *DJIA*

	Gaussian	Student's	GED
F_{obs}	1,58	1,60	1,66
F_{the}	1,01	1.01	1.01
Résultat	$F_{obs} > F_{the}$, H_0 rejetée	$F_{obs} > F_{the}$ H_0 rejetée	$F_{obs} > F_{the}$ H_0 rejetée

Le test de Fisher met en évidence le fait que la volatilité de l'indice conventionnel *DJIA* est supérieure à celle de l'indice islamique *DJIMI*.

Quant au modèle le plus adapté, nous pouvons retenir le modèle *GARCH (1.1)* avec une distribution *GED* pour les deux indices, vu que ce dernier minimise le critère d'Akaike et maximise la log-vraisemblance.

Tableau 11: Paramètres du modèle *GARCH (1.1)* pour le *S&P Sharia* et *S&P 500*

	<i>S&P 500</i>			<i>S&P Sharia</i>		
	Gaussian	Student's	GED	Gaussian	Student's	GED
α_0	0.00000294 [0.0000]	0.00000157 [0.0452]	0.000002 [0.0158]	0.0000032 [0.0000]	0.000002 [0.0141]	0.000003 [0.0079]
α_1	0.088232 [0.0000]	0.104018 [0.0000]	0.097740 [0.0000]	0.093636 [0.0000]	0.102103 [0.0000]	0.098654 [0.0000]
β_1	0.898366 [0.0000]	0.900956 [0.0000]	0.898077 [0.0000]	0.887777 [0.0000]	0.890314 [0.0000]	0.888939 [0.0000]
ν		4.901273 [0.0000]	1.171684 [0.0000]		7.250350 [0.0000]	1.318836 [0.0000]
σ^2	0,0002193	La condition $\alpha_1 + \beta_1 < 1$, Non vérifiée		0,0001721	0,0002637	0,0002418
LnL	3094.021	3118.848	3128.547	3187.202	3202.858	3208.084
AIC	-5.867087	-5.912342	-5.930763	-6.045968	-6.073805	-6.083731

S'agissant de l'indice boursier islamique *S&P Sharia* et son homologue conventionnel *S&P 500*, il est clair, au vu, du tableau 11, que les coefficients du *GARCH (1.1)* sont très significatifs pour les deux indices, avec une différence minime en termes de coefficient α_1 mesurant l'impact des chocs sur la volatilité. Cependant la persistance de la volatilité est quasiment plus importante pour l'indice conventionnel *S&P 500*. Elle est due aux répercussions sévères de la crise. Enfin, la volatilité inconditionnelle de l'indice islamique *S&P Sharia* est nettement inférieure à celle de *S&P 500*. La différence est très significative,

en fait, en retenant le modèle *GARCH (1.1)* avec une distribution *GED* minimisant le critère d'Akaike et maximisant la vraisemblance, la volatilité inconditionnelle du *S&P 500* est 2 fois plus importante que celle de *S&P Sharia*. Cela est confirmé par le test de Fisher d'équivalence des variances exhibé ci-dessous (tableau 12).

Tableau 12: Test de Fisher d'équivalence des variances pour le *S&P Sharia* et *S&P 500*

	Gaussian	Student's	GED
F_{obs}	1,58	Condition $\alpha_1 + \beta_1 < 1$, non vérifiée	1,66
F_{the}	1.01	1.01	1.01
Résultat	$F_{obs} > F_{the}$, H_0 rejetée	Le test n'est pas appliqué	$F_{obs} > F_{the}$ H_0 rejetée

Pour l'indice *FTSE Sharia* et son homologue conventionnel *FTSE All World*, nous pouvons remarquer que les coefficients du *GARCH (1.1)* sont tous significatifs. Il est évidemment clair que le terme α_1 mesurant l'impact des chocs sur la volatilité, affiche des valeurs plus importantes pour l'indice conventionnel. Des différences minimales sont affichées pour le coefficient de persistance. En sus, la volatilité inconditionnelle est doublement supérieure pour l'indice conventionnel. Ce qui laisse présager une résilience des indices islamiques face aux chocs. Ceci est confirmé par les résultats du test de Fisher dans le tableau 14. Au vu du critère *Akaike*, nous pouvons retenir le modèle *GARCH (1.1)* à distribution *GED* pour le *FTSE Sharia*, et le modèle *GARCH (1.1)* à distribution student's pour le *FTSE*.

Tableau 13: Paramètres du modèle *GARCH (1.1)* pour le *FTSE Sharia* et le *FTSE All world*

	<i>FTSE Sharia</i>			<i>FTSE All World</i>		
	Gaussian	Student's	GED	Gaussian	Student's	GED
α_0	0,00000198 [0.00147]	0,00000207 [0.0265]	0,00000214 [0.0645]	0,00000384 [0.0045]	0,0000053 [0.0264]	0,0000047 [0.0349]
α_1	0,091447 [0.0000]	0,081644 [0.0000]	0,087059 [0.0000]	0,095441 [0.0000]	0,102038 [0.0002]	0,099087 [0.0002]
β_1	0,897317 [0.0000]	0,902717 [0.0000]	0,899737 [0.0000]	0,891840 [0.0000]	0,879320 [0.0000]	0,883759 [0.0000]
ν		12,12391 [0.0308]	1,357393 [0.0000]		6,556908 [0.0001]	1,394059 [0.0000]
σ^2	0,000176	0,000132	0,000162	0,000302	0,000284	0,000273
LnL*	2680.478	2689.219	2695.553	2417.954	2431.856	2432.502
AIC*	-6.108397	-6.126070	-6.140532	-5.690930	-5.721359	-5.689323

Tableau 14: Test de Fisher d'équivalence des variances pour le *FTSE Sharia* et le *FTSE All World*

	Gaussian	Student's	GED
F_{obs}	1,59	2.12	1,60
F_{the}	1.01	1.01	1.01
Résultat	$F_{obs} > F_{the}$, H_0 rejetée	$F_{obs} > F_{the}$, H_0 rejetée	$F_{obs} > F_{the}$, H_0 rejetée

Tableau 15: Paramètres du modèle *GARCH (1.1)* pour le *MSCI Islamic* et le *MSCI World*

	<i>MSCI Islamic</i>			<i>MSCI World</i>		
	Gaussian	Student's	GED	Gaussian	Student's	GED
α_0	0,00000160 [0.0115]	0,00000169 [0.0500]	0,00000165 [0.0714]	0,000020 [0.00000]	0,000009 [0.0654]	0,000014 [0.0183]
α_1	0,101301 [0.0000]	0,094866 [0.0000]	0,095191 [0.0000]	0,076943 [0.0000]	0,080186 [0.0001]	0,081275 [0.0004]
β_1	0,888316 [0.0000]	0,895751 [0.0000]	0,893304 [0.0000]	0,906184 [0.0000]	0,916375 [0.0000]	0,908871 [0.0000]
ν		5,890053 [0.0007]	1,292832 [0.0000]		6,259647 [0.0000]	1,333545 [0.0000]
σ^2	0,000154	0,000180	0,000143	0,001185	0,002617	0,001420
LnL*	2620.167	2632.176	2638.235	1700.628	1729.504	1723.522
AIC*	-6.309210	-6.335768	-6.350386	-4.233777	-4.303380	-4.288444

Tableau 16: Test de Fisher d'équivalence des variances pour *MSCI Islamic* et le *MSCI World*

	Gaussian	Student's	GED
F_{obs}	7.69	14.53	9.93
F_{the}	1.01	1.01	1.01
	$F_{obs} > F_{the}$	$F_{obs} > F_{the}$	$F_{obs} > F_{the}$
Résultat	H_0 rejetée	H_0 rejetée	H_0 rejetée

Pour l'indice *MSCI Islamic* et son homologue conventionnel *MSCI World*, les coefficients de *GARCH (1.1)* sont également significatifs. Cependant, le coefficient α_1 quantifiant l'effet des chocs sur la volatilité affiche des valeurs importantes pour l'indice islamique toute distribution confondue. Cela s'explique par le fait que cet indice a été lancé dans la période de crise. Toutefois, la volatilité inconditionnelle de l'indice islamique reste largement inférieure à celle de son homologue conventionnel. Elle est de 0.000154 pour l'indice islamique à distribution normale et de 0.001185 pour son homologue conventionnel. Nous pouvons remarquer que la volatilité inconditionnelle de l'indice conventionnel est égale à celle de l'indice islamique multipliée par 9, toute distribution confondue.

Il est évident d'après ces résultats que 4 indices boursiers islamiques ont été affectés significativement par la crise financière. En fait, ils ont enregistré une volatilité importante vue les perturbations du système financier mondial qui a failli se désagréger à cause de la sévérité de la crise, et ses retombées sur toute l'économie y compris la composante islamique. Toutefois, les indices islamiques en question ont montré une résilience relative par rapport à leurs homologues conventionnels. Ce constat empirique relatif à la résilience corrobore avec l'étude faite par deux chercheurs du Fond Monétaire International, Maher et Dridi (2010), qui ont prouvé que durant la crise, les banques islamiques ont fait preuve d'une capacité de résistance plus grande que leurs homologues conventionnels.

La résilience est due à plusieurs facteurs. Tout d'abord, le respect des principes de la finance islamique a protégé les institutions financières islamiques contre les effets dévastateurs de la crise. Ces principes comprennent particulièrement l'exigence de l'éthique dans les affaires, la transparence dans les transactions financières, et le principe de partage des pertes (Chapra, 2008).

Deuxièmement, les forces inhérentes de la finance islamique, à savoir le lien étroit entre les transactions financières et les flux de production et les dimensions intégrées de gouvernance et de gestion des risques, a contribué à sa viabilité et sa résilience (Zeti, 2009). Ces points de vue ont été repris par Yilmaz le gouverneur de la Banque centrale de Turquie (IMF, 2010), qui a noté que les institutions financière islamiques offrent des produits qui limitent l'endettement excessif et l'innovation financière perturbatrice, assurant ainsi la stabilité macroéconomique.

D'ailleurs, en examinant la composition de l'indice conventionnel *DJIA*, nous constatons que 25% des actions faisant partie de cet indice sont issues du secteur financier (banques et assurances) qui a été le plus touché par la crise de 2007-2008 (*S&P Dow Jones Indices*, 2015), alors que l'indice islamique *DJIMI* ne dispose que du 2% des actions financières. Pour l'indice *S&P 500*, le secteur financier représente une part de 16% de la composition de l'indice conventionnel, alors que le même secteur ne représente que 0,7% de la composition de l'indice islamique *S&P Sharia*. D'autant plus que *le S&P 500* représente plus de 85% de la capitalisation boursière américaine. Le même constat reste vrai pour le *FTSE All world* avec une part de 23% représentée par le secteur des banques, des assurances et des services financiers, alors que le *FTSE Sharia* ne participe même pas de 1% dans le secteur financier, et il est complètement absent dans le secteur des assurances. Enfin, pour l'indice *MSCI World*, le secteur financier dispose d'une part considérable atteignant 20% de la composition de l'indice, alors que ce secteur financier ne dépasse pas 2% dans la composition de l'indice islamique *MSCI Islamic* (MSCI indices, 2013).

Etant donné que le secteur financier est fortement présent dans la composition des indices conventionnels à l'instar des indices *S&P 500*, *DJIA*, *FTSE All World* et *MSCI World*, Al-Suwailem (2010) a soutenu que l'intérêt usuraire (le *Riba*), en tant que l'un des piliers du financement conventionnel, est le principal facteur de crises et de l'instabilité financière. Il crée une séparation entre l'économie réelle et le secteur financier et permet inflation de la dette par rapport à la production réelle. Keynes en a déjà parlé en soulignant l'existence d'une lacune dans le capitalisme financier, qui se manifeste par la prédominance des contrats d'endettement fondé sur l'intérêt. D'après Keynes, rien ne garantit qu'un montant d'argent payé aujourd'hui, et à payer à l'avenir avec une plus grande quantité, pourrait être utilisé dans des projets d'investissement générateurs d'emplois dans le secteur réel. En effet, l'argent

pourrait être utilisé pour la consommation ou l'achat d'actifs financiers découlant des investissements passés. Pour Keynes, cette faille dans le capitalisme financier aggrave le problème de la coordination entre l'épargne et l'investissement comme une source d'instabilité pour le système (Mirakhor et Krichene, 2009). D'ailleurs, le secteur financier revêt actuellement un intérêt majeur dans la structure des économies modernes, qui fait de toute crise dans ce secteur une source d'instabilité du système économique dans son ensemble. Desai et Brewster (2008) ont également avancé que les institutions financières islamiques n'ont pas été directement touchées par la crise, car elles n'ont pas été exposées aux titres toxiques qui ont provoqué la crise.

Cependant, ce constat n'est pas généralisé à toutes les composantes de la finance islamique. Malgré la résilience de la finance islamique à la crise, il convient de noter que certaines institutions financières islamiques ont connu une détérioration de leur situation financière à savoir la banque islamique de Dubaï (*Dubai Islamic Bank*). En effet, la banque islamique de Dubaï est directement liée à l'économie locale qui manque de ressources naturelles susceptible de financer le développement. Son économie est basée uniquement sur des secteurs non productifs tels que le tourisme et le secteur immobilier (Masmoudi et Belabed, 2007). Nous allons également voir le cas des deux marchés d'actions islamiques Malaisien et Indonésien (représentés respectivement par leurs indices boursiers phares le *KLSI* et le *JII*) qui ont été plus volatiles que leurs homologues conventionnels.

Tableau 17: Paramètres du modèle *GARCH (1.1)* pour le *JII* et le *JKSE*

	<i>JII</i>			<i>JKSE</i>		
	Gaussian	Student's	GED	Gaussian	Student's	GED
α_0	0,0000158 [0.00000]	0,0000226 [0.0000]	0,0000190 [0.0000]	0.0000133 [0.00000]	0.0000178 [0.0000]	0.0000156 [0.0000]
α_1	0.109911 [0.0000]	0.123745 [0.0000]	0.112788 [0.0000]	0.146825 [0.0000]	0.116046 [0.0000]	0.123346 [0.0004]
β_1	0.844887 [0.0000]	0.812643 [0.0000]	0.829556 [0.0000]	0.797378 [0.0000]	0.802635 [0.0000]	0.802218 [0.0000]
ν		4.922797 [0.0000]	1.221846 [0.0000]		5.015203 [0.0000]	1.254788 [0.0000]
σ^2	0,00034954	0,00035528	0,00032954	0,00023836	0,00021889	0,00020958
LnL*	6871.938	6972.758	6969.062	7426.578	7505.401	7506.363
AIC*	-5.321145	-5.398495	-5.395631	5.750932	-5.811237	-5.811982

Pour l'indice islamique Indonésien *JII* et son homologue conventionnel *JKSE*, les coefficients de *GARCH (1.1)* sont tous significatifs. Le coefficient α_1 quantifiant l'effet des chocs sur la

volatilité affiche des valeurs plus importantes pour l'indice conventionnel que l'indice islamique. Néanmoins, s'agissant du terme autorégressif, nous constatons que l'indice islamique affiche une persistance plus prononcée que son homologue conventionnel. L'indice islamique *JII* semble plus volatile que le *JKSE* à l'encontre des résultats précédents. Les résultats du test de Fisher relatif à l'équivalence des variances sont affichés dans le tableau 18, qui confirme ce constat. Ce résultat reste également véridique concernant le marché malaisien. En effet, les coefficients de *GARCH (1.1)* sont tous significatifs pour le *KLSI* et le *KLCI*. Nous remarquons clairement que la volatilité de l'indice islamique *KLSI* est nettement supérieure à celle de l'indice *KLCI*. Cela est vérifié par le test de Fisher donné dans le tableau 20.

Tableau 18: Test de Fisher d'équivalence des variances pour le *JII* et le *JKSE*

	Gaussian	Student's	GED
F_{obs}	1.47	1.62	1.57
F_{the}	1.01	1.01	1.01
	$F_{obs} > F_{the}$	$F_{obs} > F_{the}$	$F_{obs} > F_{the}$
Résultat	H_0 rejetée	H_0 rejetée	H_0 rejetée

Tableau 19: Paramètres du modèle *GARCH (1.1)* pour le *KLCI* et le *KLSI*

	<i>KLSI</i>			<i>KLCI</i>		
	Gaussian	Student's	GED	Gaussian	Student's	GED
α_0	0,00000172 [0.0012]	0,00000164 [0.0125]	0,0000016 7 [0.0256]	0.0000437 [0.00000]	0.0000135 [0.0000]	0.000017 4 [0.0001]
α_1	0.177472 [0.0000]	0.129325 [0.0000]	0.142862 [0.0000]	0.175027 [0.0000]	0.305229 [0.0000]	0.260862 [0.0002]
β_1	0.827979 [0.0000]	0.865029 [0.0000]	0.852340 [0.0000]	0.544322 [0.0000]	0.624535 [0.0000]	0.625856 [0.0000]
ν		5.0910 [0.0007]	1.201793 [0.0000]		3.756282 [0.0000]	0.904661 [0.0000]
σ^2	condition $\alpha_1 + \beta_1 < 1$ non vérifiée	0,00029047	0,00034806	0,00015571	0,00019221	0,0001536
LnL*	3389.983	3431.302	3430.538	3126.151	3399.178	3371.750
AIC*	-6.650261	-6.729474	-6.727973	-6.101958	-6.633780	-6.580156

Tableau 20: Test de Fisher d'équivalence des variances pour *KLSI* et *KLCI*

	Gaussian	Student's	GED
F_{obs}	Condition	1.51	2.27
	$\alpha_1 + \beta_1 < 1$, non vérifiée		
F_{the}	1.01	1.01	1.01
	Le test n'est pas	$F_{obs} > F_{the}$	$F_{obs} > F_{the}$
Résultat	appliqué	H_0 rejetée	H_0 rejetée

Il est clairement évident que les deux marchés d'actions Malaisien et Indonésien n'étaient pas entièrement à l'abri de la crise. En fait, leur volatilité inconditionnelle a affiché des valeurs supérieures à celle de leurs homologues conventionnels. Ce constat est dû à plusieurs facteurs. El Said et Ziemba (2009) ont affirmé que les institutions financières islamiques ont évité l'exposition aux subprimes, mais elles étaient soumises à l'effet de second tour de la crise mondiale. En outre, la crise vue sa durée prolongée et l'effet de la contagion (analysée empiriquement dans le dernier chapitre) a fini par toucher les institutions financières islamiques à savoir les marchés d'actions, parce que la crise s'est transformée en une crise systémique, impactant la sphère réelle de l'économie.

En effet, avec le ralentissement économique mondial, le secteur de l'immobilier a connu une baisse importante dans un certain nombre de pays où les institutions financières islamiques ont une présence significative notamment la Malaisie et l'Indonésie. Nous rappelons également que les actions du secteur immobilier malaisien cotées dans la bourse malaisienne représentent 14% de la composition de l'indice malaisien *KLSI*²⁰. Ce dernier représente à son tour 85% dans la capitalisation boursière Malaisienne. Les deux marchés d'actions Malaisien et Indonésien sont des vrais marchés islamiques, et occupent une place importante dans leurs marchés financiers.

Nous avons ainsi relativisé cette résilience qui n'est pas généralisable sur tous les marchés d'actions islamiques. En fait, la finance islamique opère dans un environnement complexe,

²⁰ FTSE Group, 2014.

avec une forte dépendance avec les marchés financiers conventionnels que nous allons mettre en évidence dans le chapitre 5.

Nous allons maintenant approfondir notre analyse en intégrant le phénomène l'asymétrie dans la dynamique de la volatilité. Nous rappelons que Nelson (1990) s'est intéressé aux évolutions asymétriques de la variance à l'aide des modèles *EGARCH*. Nous allons modéliser cette asymétrie à l'aide du modèle *EGARCH (1.1)*. Nous commençons par les deux indices *DJIMI* et *DJIA*.

Tableau 21: Paramètres du modèle *EGARCH (1.1)* pour le *DJIMI* et le *DJIA*

	<i>DJIMI</i>			<i>DJIA</i>		
	Gaussian	Student's	GED	Gaussian	Student's	GED
α_0	-0.229536 [0.0000]	-0.204369 [0.0000]	-0.21817 [0.0000]	-0.225957 [0.0000]	-0.198505 [0.0000]	-0.204149 [0.0000]
α_1	0.127555 [0.0000]	0.111969 [0.0000]	0.120749 [0.0000]	0.100818 [0.0000]	0.102202 [0.0000]	0.100998 [0.0000]
γ_1	-0.069400 [0.0000]	-0.088791 [0.0000]	-0.078355 [0.0000]	-0.112760 [0.0000]	-0.114772 [0.0000]	-0.113355 [0.0000]
β_1		0.987535	0.986736	0.983873 [0.0000]	0.987200 [0.0000]	0.986539 [0.0000]
ν		9.325166 [0.0000]	1.499693 [0.0000]		8.912048 [0.0000]	1.448431 [0.0000]
LnL	10022.70	10063.75	10056.97	9801.403	9836.854	9839.709
AIC	-6.500133	-6.526122	-6.521718	-6.360651	-6.383022	-6.384876

Au vu du tableau 21, les paramètres du modèle *EGARCH (1.1)* sont tous significatifs, d'autant plus que l'effet d'asymétrie négative existe tant pour l'indice boursier islamique *DJIMI* que pour l'indice *DJIA*. Cela veut dire que pour les deux indices, les rendements passés négatifs augmentent plus fortement la volatilité que les rendements passés positifs. Une différence très légère est enregistrée entre les coefficients. Nous pouvons retenir le modèle *EGARCH (1.1)* à distribution student pour le *DJIMI*, et *EGARCH (1.1)* à distribution *GED* pour le *DJIA*.

Tableau 22: Paramètres du modèle *EGARCH (1.1)* pour le *S&P Sharia* et *S&P 500*

	<i>S&P Sharia</i>			<i>S&P 500</i>		
	Gaussian	Student's	GED	Gaussian	Student's	GED
α_0	-0.36493 [0.0000]	-0.33120 [0.0000]	-0.3511 [0.0000]	-0.310214 [0.0000]	-0.216530 [0.0000]	-0.244580 [0.0000]
α_1	0.094479 [0.0003]	0.100026 [0.0013]	0.096478 [0.0047]	0.111267 [0.0000]	0.107999 [0.0003]	0.110174 [0.0015]
γ_1	-0.172442 [0.0000]	-0.180886 [0.0000]	-0.184521 [0.0000]	-0.145154 [0.0000]	-0.158202 [0.0000]	-0.152546 [0.0000]
β_1	0.966470 [0.0000]	0.970693 [0.0000]	0.968178 [0.0000]	0.974247 [0.0000]	0.985358 [0.0000]	0.982570 [0.0000]
ν		8.054136 [0.0000]	1.381061 [0.0000]		5.536603 [0.0000]	1.229837 [0.0000]
LnL	3214.400	3229.366	3231.887	3116.857	3139.136	3145.017
AIC	-6.095727	-6.122253	-6.127041	-5.908561	-5.948977	-5.960147

S'agissant de l'indice *S&P Sharia* et son homologue *S&P 500*, les coefficients du modèle *EGARCH (1.1)* sont clairement significatifs (Tableau 22). Nous pouvons remarquer l'existence de l'effet d'asymétrie négative pour les deux indices. Cela fait partie des propriétés empiriques des séries financières. Au vu du terme α_1 mesurant l'impact du choc sur le rendement, l'ampleur de cet impact est inférieure pour l'indice islamique *S&P Sharia* en comparaison avec son homologue *S&P 500*. Nous remarquons également que le terme autorégressif β_1 quantifiant l'impact de la volatilité passée sur la volatilité courante est également inférieur pour l'indice *S&P Sharia* par rapport à *S&P 500*.

Enfin, le modèle *EGARCH (1.1)* avec une distribution des innovations qui suivent la loi *GED* est le mieux adapté pour modéliser la volatilité asymétrique des deux indices boursiers islamiques ainsi que leurs homologues conventionnels. Ces résultats restent autant vrais pour le reste des indices islamiques et également pour leurs homologues conventionnels. L'asymétrie est de la volatilité est aussi détectée empiriquement (Tableaux 23,24, 25 et 26).

Tableau 23: Paramètres du modèle *EGARCH (1.1)* pour *MSCI Islamic* et *MSCI World*

	<i>MSCI Islamic</i>			<i>MSCI World</i>		
	Gaussian	Student's	GED	Gaussian	Student's	GED
α_0	-0.270833 [0.0000]	-0.260295 [0.0000]	-0.260252 [0.0000]	-0.082426 [0.0003]	-0.025356 [0.0959]	-0.026276 [0.1107]
α_1	0.122873 [0.0000]	0.121528 [0.0005]	0.119578 [0.0014]	0.058160 [0.0002]	0.024950 [0.1124]	0.021918 [0.1628]
γ_1	-0.141072 [0.0000]	-0.147654 [0.0000]	-0.144570 [0.0000]	0.064368 [0.0000]	0.074214 [0.0000]	-0.067769 [0.0000]
β_1	0.981048 [0.0000]	0.982188 [0.0000]	0.982115 [0.0000]	0.994143 [0.0000]	0.998883 [0.0000]	0.998397 [0.0000]
ν		7.437413 [0.0067]	1.387711 [0.0000]		6.903031 [0.0000]	1.382900 [0.0000]
LnL	2643.172	2650.358	2655.188	1715.307	1742.739	1735.144
AIC	-6.362296	-6.377221	-6.388873	-4.267932	-4.333929	-4.314966

Tableau 24: Paramètres du modèle *EGARCH (1.1)* pour le *FTSE sharia* et le *FTSE All world*

	<i>FTSE Sharia</i>			<i>FTSE All World</i>		
	Gaussian	Student's	GED	Gaussian	Student's	GED
α_0	-0.241375 [0.0000]	-0.235067 [0.0000]	-0.238067 [0.0000]	-0.095083 [0.0018]	-0.094768 [0.0260]	-0.097511 [0.0302]
α_1	0.121432 [0.0000]	0.116695 [0.0001]	0.117930 [0.0002]	0.103982 [0.0000]	0.102074 [0.0000]	0.105831 [0.0000]
γ_1	-0.111073 [0.0000]	-0.119002 [0.0000]	-0.117007 [0.0000]	0.121576 [0.0000]	0.136929 [0.0000]	0.125872 [0.0000]
β_1	0.983609 [0.0000]	0.983978 [0.0000]	0.983818 [0.0000]	0.997354 [0.0000]	0.997459 [0.0000]	0.997605 [0.0000]
ν		7.413288 [0.0000]	1.418603 [0.0000]		7.385978 [0.0001]	1.455543 [0.0000]
LnL	2697.415	2705.326	2709.024	2432.914	2446.004	2444.361
AIC	-6.144784	-6.160561	-6.169004	-5.723853	-5.752369	-5.748493

Tableau 25: Paramètres du modèle *EGARCH (1.1)* pour le *JII* et le *JKSE*

	<i>JII</i>			<i>JKSE</i>		
	Gaussian	Student's	GED	Gaussian	Student's	GED
α_0	-0.678588 [0.0000]	-0.977410 [0.0000]	-0.847141 [0.0000]	-0.591730 [0.0000]	-0.662533 [0.0000]	-0.624134 [0.0000]
α_1	0.206610 [0.0000]	0.255997 [0.0000]	0.229338 [0.0000]	0.280929 [0.0000]	0.240058 [0.0000]	0.249674 [0.0000]
γ_1	-0.083222 [0.0000]	-0.109717 [0.0000]	-0.095521 [0.0000]	0.096249 [0.0000]	0.096501 [0.0000]	0.092293 [0.0000]
β_1	0.935590 [0.0000]	0.903177 [0.0000]	0.917246 [0.0000]	0.955158 [0.0000]	0.94305 [0.0000]	0.948881 [0.0000]
ν		5.076195 [0.0000]	1.233535 [0.0000]		5.236440 [0.0000]	1.273598 [0.0000]
LnL	6885.219	6984.812	6979.137	7441.513	7515.515	7516.095
AIC	-5.330662	-5.407061	-5.402663	-5.761730	-5.818299	-5.818749

Tableau 26: Paramètres du modèle *EGARCH (1.1)* pour le *KLSI* et le *KLCI*

	<i>KLSI</i>			<i>KLCI</i>		
	Gaussian	Student's	GED	Gaussian	Student's	GED
α_0	-0.531152 [0.0000]	-0.457226 [0.0000]	-0.490598 [0.0001]	-0.082426 [0.0003]	-0.025356 [0.0959]	-0.026276 [0.1107]
α_1	0.270309 [0.0000]	0.222110 [0.0000]	0.240382 [0.0000]	0.058160 [0.0002]	0.024950 [0.1124]	0.021918 [0.1628]
γ_1	-0.090586 [0.0000]	-0.080114 [0.0005]	-0.081357 [0.0004]	0.064368 [0.0000]	0.074214 [0.0000]	-0.067769 [0.0000]
β_1	0.965197 [0.0000]	0.969372 [0.0000]	0.967416 [0.0000]	0.994143 [0.0000]	0.998883 [0.0000]	0.998397 [0.0000]
ν		5.510793 [0.0000]	1.238168 [0.0000]		6.903031 [0.0000]	1.382900 [0.0000]
LnL	3403.683	3438.187	3438.048	1715.307	1742.739	1735.144
AIC	-6.675211	-6.741035	-6.740762	-4.267932	-4.333929	-4.314966

Pour visualiser davantage ce phénomène, nous allons estimer l'impact du choc positif et négatif sur le processus de la volatilité, pour les deux types d'indices. Nous rappelons que l'effet d'un choc positif se mesure par $(\alpha_1 + \gamma_1)$ et celui d'un choc négatif par $(-\alpha_1 + \gamma_1)$, tels que α_1 l'effet du choc sur le rendement, et γ_1 l'effet d'asymétrie complémentaire et spécifique d'un choc négatif. Les résultats sont donnés dans le tableau 27.

Tableau 27: Effet des chocs selon leur signe pour les deux types d'indices boursiers

	Effet du choc positif	Effet du choc négatif
<i>DJIMI</i>	0,042394	-0,199104
<i>DJIA</i>	-0,012357	-0,214353
<i>S&P Sharia</i>	-0,088043	-0,280999
<i>S&P 500</i>	-0,042372	-0,26272
<i>MSCI Islamic</i>	-0,024992	-0,264148
<i>MSCI World</i>	-0,045851	-0,089687
<i>FTSE Sharia</i>	0,000923	-0,234937
<i>FTSE All World</i>	0,231703	0,020041
<i>JII</i>	0,133817	-0,324859
<i>JKSE</i>	0,341967	-0,157381
<i>KLSI</i>	0,159025	-0,321739
<i>KLCI</i>	-0,045851	-0,089687

Il est clair d'après le tableau 27, que l'effet d'un choc négatif est plus fort que l'effet d'un choc positif pour tous les indices sauf pour le *FTSE All world* et le *JKSE*. Cela peut être expliqué par un échantillon qui n'est pas aussi large pour détecter des phénomènes comme l'asymétrie et la mémoire longue.

Conclusion

D'abord, nous avons constaté que les indices boursiers islamiques capturent la plupart des faits stylisés observés empiriquement dans les marchés financiers conventionnels, dont nous pouvons citer l'accumulation de la volatilité et l'asymétrie de la volatilité par rapport aux rendements passés. Nous avons également prouvé que les marchés d'actions islamiques n'étaient pas complètement à l'abri de la crise. La crise financière a impacté les marchés d'actions islamique dès que cette crise a touché la sphère réelle de l'économie. La résilience n'est pas un constat qui peut être généralisé sur toutes les composantes de la finance islamique. En effet, la résilience reste relative et tributaire de la conjoncture et les conditions économiques de chaque marché là où opère la finance islamique, à l'instar des marchés Malaisien et indonésien dont la volatilité de leurs indices phares ont été nettement supérieures à celle de leurs homologues conventionnels. La finance islamique ne peut opérer sans tenir compte de la dynamique et les fluctuations que connaît le paysage financier actuel. En réalité, vue l'intégration croissante des marchés financiers, tout un choc dans une place financière a potentiellement plus de chances de se propager pour affecter différents investisseurs dans différentes places financières, y compris les places boursières islamiques.

Compte tenu de la volatilité importante enregistrée au niveau des indices boursiers islamiques, nous allons tenter dans le chapitre 3 de modéliser sa persistance, en introduisant le concept de mémoire longue. Ce concept signifie que l'impact des chocs persiste dans une perspective du long terme.

Références

- Aziz, Z.A. (2010), *Islamic finance and global financial stability*, Islamic Financial Services Board.
- Ahmad, Z., and H. Ibrahim. (2002), *A study of Performance of The KLSE Syariah Index*, Malaysian Management Journal 6 (1 & 2): 25-34.
- Bollerslev, T. (1986), *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*, Journal of Economic Surveys, 7, pp. 305-62.
- Bollerslev, T., Chou, R., and Kroner, K. (1992), *ARCH Modeling in Finance*, Journal of Econometrics, Vol- 52, pp. 5-59.
- Bollerslev, T., Engle, R.F., Wooldridge, J.M., *A Capital Asset Pricing Model with Time-Varying Covariance's*, Journal of Political Economy, 96, pp 116-31, 1988.
- Boudjellal, M .2010, *Les acquis et les défis de la finance islamique*, Université Frehat Abbas-Sétif-Algérie.
- Bourbonnais, R.1998, *Econométrie, manuel et exercices corrigés*, Dunod.
- Brooks, C. (2004), *Introductory Econometrics for Finance*.Cambridge, University Press.
- Chapra, U. (2008). *Discussion Forum on the Financial Crisis: Comments from Islamic Perspective*. IIUM Journal of Economics and management, Vol.16, no. 2.
- Chiadmi, MS, Ghaiti, F 2012, *Modeling Volatility Stock Market using the ARCH and GARCH Models: Comparative Study between an Islamic and a Conventional Index (SP Shariah VS SP 500)*, International Research Journal of Finance and Economics ISSN 1450- 2887 Issue 91.
- Charles, A and Darné, O and Pop, A (2010), *Are Islamic Indexes More Volatile Than Conventional Indexes? Evidence from Dow Jones Indexes*, working paper, LEMNA.
- Cihak, M. et H. Hesse. (2008), *Islamic Banks and Financial Stability: An Empirical Analysis*, IMF Working Paper.
- Coulson, N.E. and R.P. Robins, 1985, *Aggregate economic activity and the variance of inflation:Another look*, Economics Letters 17, 71-75.
- Domowitz, I., Hakkio, C.S. (1985), *Conditional Variance and the Risk Premium in the Foreign Exchange Market*, Journal of International Economics, 19, pp. 47-66.
- El khamlichi, A. (2012), *Éthique et performance : le cas des indices boursiers et des fonds d'investissement en finance islamique*, 2012, Université d'Auvergne.
- Engle, R.F. (1982), *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with estimates of the Variance of U.K. Inflation*, Econometrica, 50, pp 987-1008.

- Engle, R, Hendry.D, Trumble.D, (1985), *Small-sample properties of ARCH estimators and tests*, Canad. J. Economics, 18, pp. 66–93.
- Engle.F, Lilien.M, Robins.P, (1987), *Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The Arch-M Model*, Econometrica, Vol. 55, No. 2.
- Fadhlaoui, F. (2008), *La crise de 2007: les recommandations de Stiglitz dans la réforme du système bancaire*, Université de Bourgogne, Laboratoire d'Economie et de Gestion.
- Guyot, A. (2008), *Les préceptes de la Shariah contribuent-ils à l'efficience et à la performance des marchés d'actions? Une étude comparative des indices Dow Jones Islamic*. Colloque international: Ouverture et émergence en Méditerranée, 17-18 octobre, Rabat Maroc.
- Hakim, S., and M. Rashidian. (2002), *Risk & return of Islamic stock market indexes*. 9th Economic Research Forum Annual Meeting, 26-29 October, Sharjah UAE.
- Hassoune, A. (2008), *La finance islamique connaît une croissance vertigineuse mais fragmentée*. In *La finance islamique à la française*, 87-126. Éditions Bruno Leprince.
- Herlin, P. (2010), *Finance : le nouveau paradigme*, édition Eyrolles.
- Hussein, Khalid (2005), *Ethical Investment: Empirical Evidence from FTSE Islamic Index*, Islamic Economic Studies, Vol.12, no.1 (August), pp. 21-40.
- Hussein, K., and M. Omran. (2005), *Ethical Investment Revisited: Evidence from Dow Jones Islamic Indexes*. The Journal of Investing 14 (3): 105-124.
- Ibrahim, M (2002), *Volatility Interactions between Stock Returns and Macroeconomic Variables: Malaysian Evidence*, Savings and Development no 2-2002-XXVI.
- John Y. Campbell, Andrew W. Lo, & A. Craig Mac Kinlay, (1997), *The Econometrics of Financial Markets*.
- Kameel, A. (2009). *Solution to the Global Financial Crisis*. The Edge.
- Kok, S., G. Giorgioni, J. Laws. (2009). *Performance of Shariah-Compliant Indices in London and NY Stock Markets and their potential for diversification*, International Journal of Monetary Economics and Finance 2 (3): 398–408.
- Lardic, S., Mignon V., (2002), *Econométrie des Séries Temporelles Macroéconomiques et Financières*, 2002, Economica.
- Maher, H., Dridi, T., (2010), *The Effects of the Global Crisis on Islamic and Conventional Banks: A Comparative Study*, IMF working paper.
- Mandelbrot, B. (1963), *The Variation of Certain Speculative Price*, Journal of Business, Vol-36, pp. 394-419.

- Masmoudi, T.(2010), *La finance islamique dans le contexte de la crise financière: opportunités et défis* , Capmena.
- Mirakhor, A.(2008). *Discussion Forum on the Financial Crisis: Comments from Islamic Perspective*. IIUM Journal of Economics and management, Vol.16, no. 2.
- Mirakhor, A. and Krichene, N. (2009). *Recent Crisis: Lessons for Islamic Finance*. Paper presented during the 2nd Islamic Financial Services Board Public Lecture, Kuala Lumpur.
- Nelson, D. B. (1991). *Conditional Heteroscedasticity in Asset Returns: A New Approach*, Econometrica, Vol- 59:2, pp. 347-70.
- Osman, M.M. (2010). *Immunity of Islamic Banks amid Credit Crunch is Another Testimony of Islamic Banking Success*. Aliqtissad Alislami. 348: 2-7.
- Pochart, B.(2006), *Processus multi-fractals en finance*, Ecole polytechnique.
- Siddiqi, M. N. (2008). *Discussion Forum on the Financial Crisis: Comments from Islamic Perspective*. IIUM Journal of Economics and management, Vol.16, no. 2.
- Usmani, M. T. (2009). *Post-Crisis Reforms: Some Points to Ponder*. World Economic Forum: <http://www.weforum.org/pdf/faith/UsmaniPostCrisisReforms.pdf>.
- Wilson, R. (2007). *Global Islamic capital markets: review of 2006 and prospects for 2007* . Working Paper. Durham University.

Chapitre 3 : Modélisation de la mémoire longue

Introduction

La disponibilité des données financières à haute fréquence a favorisé l'étude des impacts de court et de long terme d'une brusque fluctuation sur la dynamique des séries temporelles financières. Ces études ont permis de mettre en exergue le concept de mémoire longue présente dans les séries économiques et financières.

Diebold et Nason (1990) ont prouvé que l'étude de ces séries révèle une dépendance temporelle du risque qui disparaît souvent progressivement. Or, le modèle de type *GARCH* que nous avons vu ne permet de modéliser que la dépendance temporelle de court terme qui implique une décroissance exponentielle de l'effet des chocs dans le temps. Le modèle *GARCH* est appelé modèle à mémoire courte. Pour étendre la mémoire du modèle *GARCH*, Engle et Bollerslev (1986) ont développé une extension du modèle *GARCH* dite intégrée (*IGARCH*) qui présente une mémoire explosive qui signifie que les effets de chocs sont persistants à l'infini. Cependant, ce modèle n'est pas réaliste. Un troisième modèle plus réaliste et plus flexible a été développé par Baillie, Bollerslev et Mikkelsen (1996). Ces derniers ont proposé une version ajustée des deux modèles: c'est le processus *FIGARCH* (*GARCH* fractionnaire et intégré).

D'ailleurs, la recherche d'une structure de dépendance de long terme dans les chroniques financières est intéressante dans la mesure où elle est clairement à la théorie de l'efficience des marchés. Selon cette théorie, comme nous l'avons rappelé dans le chapitre 1, les cours boursiers suivent un processus de marche aléatoire, et les rendements boursiers suivent un processus de bruit blanc. Ainsi la présence de mémoire longue dans les rendements boursiers constitue dès lors un défi vis-à-vis de la théorie de l'efficience. En fait, la mémoire longue, ou la persistance de la volatilité, signifie l'existence d'un écart durable entre le cours et sa valeur fondamentale (Mignon 1998). Ce qui contredit les bases de la théorie d'efficience des marchés.

Nous allons tout d'abord définir mathématiquement le concept de mémoire longue avant de présenter le modèle *FIGARCH* captant cette propriété. Rappelons que le processus à mémoire

longue est caractérisé par une fonction d'autocorrélation qui décroît hyperboliquement quand le retard s'accroît. Tandis que les processus à mémoire courte disposent d'une fonction d'autocorrélation qui décroît exponentiellement.

Un processus stationnaire X_t est un processus à mémoire longue s'il existe un nombre réel α $0 < \alpha < 1$, et une constante $c, c > 0$ vérifiant : $\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\rho_k}{c.k^{-\alpha}} = 1$

Où ρ_k est la fonction d'autocorrélation et k le retard. Par conséquent, les autocorrélations d'un processus à mémoire longue vérifient la relation asymptotique suivante :

$\rho_k \sim c.k^{-\alpha}$ quand $k \rightarrow \infty$, Les autocorrélations ρ_k décroissent de façon hyperbolique.

1. Modélisation de la mémoire longue : Modèle FIGARCH

La présence de mémoire longue dans les séries financières implique l'existence d'autocorrélations significatives à long terme. Par conséquent, l'hypothèse couramment retenue de marche aléatoire est remise en cause, également pour le caractère de bruit blanc des séries de rentabilités. La mémoire longue implique notamment un lien entre les valeurs passées et les valeurs futures des rentabilités. Les valeurs passées des rentabilités ont des conséquences durables sur les rentabilités futures. Ceci dit, les valeurs passées aident à la formation des rentabilités futures, d'où l'existence d'une certaine forme de prévisibilité des rentabilités futures. Ce constat peine à s'accorder avec l'hypothèse d'efficience des marchés déjà définie en détail dans le premier chapitre.

Le modèle *FIGARCH* est présenté de la manière suivante.

De prime abord, nous supposons que la moyenne est décrite par l'équation suivante :

$$y_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad (3.1)$$

Pour simplifier, nous supposons que μ_t est égal à une constante μ ;

I_{t-1} représente l'information passée jusqu'à la date $t-1$;

$$\varepsilon_t / I_{t-1} \sim \text{iid} (0, \sigma_t^2).$$

Les résidus conditionnels ε_t / I_{t-1} sont indépendants et identiquement distribués de moyenne nulle et hétéroscédastiques tel que : $E(y_t) = \mu$

ε_t suit un processus *GARCH* (p, q) s'il vérifie les trois propriétés suivantes:

$$\varepsilon_t = z_t \sigma_t \quad (3.2)$$

$$E(z_t/I_{t-1}) = 0 \quad (3.3)$$

$$V(z_t/I_{t-1}) = 1 \quad (3.4)$$

σ_t vérifie :

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha(L)\varepsilon_t^2 + \beta(L)\sigma_t^2 \quad (3.5)$$

où :

L désigne l'opérateur de retard et :

$$\alpha(L) = \sum_i^q \alpha_i L^i \quad (3.6)$$

$$\beta(L) = \sum_j^p \alpha_j L^j \quad (3.7)$$

Ce sont deux polynômes de L de degrés respectifs q et p . Pour s'assurer de la stabilité et de la stationnarité du processus ε_t^2 , nous supposons que les racines des deux polynômes

$1 - \alpha(L) - \beta(L)$ et $1 - \beta(L)$ sont à l'extérieur du disque unité. Cette condition est satisfaite si $(\alpha + \beta) < 1$. Le modèle *GARCH* (p, q) peut s'écrire sous la forme d'un modèle *ARCH* infini, tel que :

$$\sigma_t^2 = \omega[1 - \beta(L)]^{-1} + \alpha(L)[1 - \beta(L)]^{-1}\varepsilon_t^2 \quad (3.8)$$

Soit

$$\sigma_t^2 = \omega[1 - \beta(L)]^{-1} + \lambda(L)\varepsilon_t^2 \quad (3.9)$$

Où

$$\lambda(L) = \alpha(L)[1 - \beta(L)]^{-1} = \sum_j^p \lambda_j L^j \quad (3.10)$$

décroît exponentiellement lorsque j tend vers ∞ .

Le modèle *GARCH* (p, q) peut être réécrit sous la forme d'un modèle *ARMA* (m, p) tel que

$$m = \max(p, q)$$

Soit :

$$v_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2 \quad (3.11)$$

Les résidus dans l'équation de la variance conditionnelle. En reprenant la définition du modèle *GARCH* (p, q) et remplaçant σ_t^2 par $v_t + \varepsilon_t^2$ nous obtenons :

$$[1 - \alpha(L) - \beta(L)]\varepsilon_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)]v_t \quad (3.12)$$

Si $[1 - \alpha(L) - \beta(L)]$ admet une racine unitaire, dans ce cas, notre processus est non stationnaire au sens de *GARCH*. Pour remédier à ces limites, Engle et Bollerslev (1986) définissent le modèle *IGARCH* intégré. Il s'écrit :

$$(1 - L)\phi(L)\varepsilon_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)]v_t \quad (3.13)$$

Où

$$\phi(L) = \sum_{i=1}^{m-1} \phi_i L^i \quad (3.14)$$

Toutefois, ce modèle présente une persistance explosive des chocs de volatilité sur la dynamique de la série. En se basant sur le modèle *IGARCH*, Baillie, Bollerslev et Mikkelsen (1996) s'inspirent de l'analogie entre le modèle *ARMA* et le modèle *ARFIMA*, pour définir le modèle *FIGARCH* à partir du modèle *GARCH*. Le modèle résultant est beaucoup plus flexible. Les chocs de volatilité décroissent exponentiellement mais sont plus persistants que dans le modèle *GARCH* et moins persistants que dans le modèle *IGARCH*. Le modèle *FIGARCH* est obtenu en remplaçant l'opérateur de retard $(1-L)$ dans la dernière équation par l'opérateur de retard fractionnel $(1-L)^d$. Le modèle *FIGARCH* ($p; d; q$) s'écrit alors :

$$(1 - L)^d \phi(L)\varepsilon_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)]v_t \quad (3.15)$$

où les polynômes $\phi(L)$ et $1 - \beta(L)$ admettent des racines à l'extérieur du cercle unitaire. Le processus *FIGARCH* ($p; d; q$), pareillement que pour le *GARCH* ($p; q$), admet une représentation ARCH.

En remplaçant v_t par son expression et en réorganisant les termes de l'équation ci-dessus, on obtient :

$$[1 - \beta(L)]\sigma_t^2 = \omega + [1 - \beta(L) - (1 - L)^d \phi(L)]\varepsilon_t^2 \quad (3.16)$$

ou encore

$$\sigma_t^2 = \omega[1 - \beta(L)]^{-1} + [1 - (1 - L)^d \phi(L)[1 - \beta(L)]^{-1}]\varepsilon_t^2 \quad (3.17)$$

Si on note $\lambda(L)$ le polynôme d'ordre infini tel que

$$\lambda(L) = 1 - (1 - L)^d \phi(L)[1 - \beta(L)]^{-1} \quad (3.18)$$

Le modèle *FIGARCH* s'écrit :

$$\sigma_t^2 = \omega[1 - \beta(L)]^{-1} + \lambda(L)\varepsilon_t^2 \quad (3.19)$$

Breidt , Crato et De Lima (1998) adoptent une autre écriture du modèle. Ils considèrent le modèle *GARCH* suivant :

$$[1 - \alpha(L) - \beta(L)](\sigma_t^2 - \sigma^2) = \alpha(L)v_t \quad (3.20)$$

Où σ^2 est la variance inconditionnelle de ε_t dans le modèle *GARCH*. Ensuite, ils montrent que le modèle *FIGARCH* peut être spécifié comme suit :

$$\phi(L)(1 - L)^d(\sigma_t^2 - \sigma^2) = \alpha(L)v_t \quad (3.21)$$

Chung (2001) montre que le *FIGARCH* tel qu'il est défini par Baillie, Bollerslev et Mikkelsen (1996) est "non cohérent". Il considère $\phi(L)$ dans l'équation :

$$\phi(L) = 1 - \sum_{j=1}^q \phi_j L^j \quad (3.22)$$

2. Outils de détection de la mémoire longue

Il existe plusieurs méthodes de la dépendance de long terme d'une série financière ayant pour objet d'estimer l'exposant de Hurst H comme la méthode *R/S* et *R/S* modifié.

2.1 Analyse R/S

A partir de son étude sur le Nil, Hurst introduit en 1951, la statistique *R/S* permettant de détecter la présence de mémoire longue. Cette statistique se définit comme l'étendue R des sommes partielles des écarts d'une série temporelle à sa moyenne, divisée par son écart type S .

Considérons la série temporelle $X_{t=1, \dots, T}$ de moyenne \bar{X}_t la statistique *R/S* s'écrit :

$$R/S = \frac{1}{\left[\frac{1}{T} \sum_{j=1}^T (X_j - \bar{X}_t)^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \left[\max_{1 \leq k \leq T} \sum_{j=1}^k (X_j - \bar{X}_t) - \min_{1 \leq k \leq T} \sum_{j=1}^k (X_j - \bar{X}_t) \right] \quad (3.23)$$

Hurt a montré que la statistique *R/S* est proportionnelle à T^H où H est appelé exposant de Hurst. T étant le nombre d'observations. On obtient donc une estimation de ce dernier à travers la relation suivante :

$$H \cong \frac{\log R/S}{\log T} \quad (3.24)$$

Comme nous l'avons précédemment mentionné, l'exposant de Hurst permet une classification des séries en fonction de leur niveau de dépendance. On peut, en outre déterminer une mesure de corrélation de long terme C_H liée à l'exposant de Hurst :

$$C_H = 2^{2H-1} - 1 \quad (3.25)$$

C_H mesure la corrélation entre la moyenne des observations passées et la moyenne des observations futures dans un passé et futur assez long. Selon la valeur de H , il existe une corrélation négative, positive ou nulle.

- Si, $H = 1/2$, $C_H = 0$, le processus ne présente aucune dépendance de long terme.
- Si $1/2 < H < 1$, $C_H > 0$, le processus présente de la mémoire longue. Notons, que plus H est plus proche de 1, plus la dépendance est forte.
- Si $0 < H < 1/2$, $C_H < 0$, le processus présente de l'anti-persistance.

A partir de l'analyse R/S, on obtient une estimation de la persistance d'une série. Cependant, il n'existe pas de test de significativité des valeurs estimées. Ainsi, il est impossible de savoir si un exposant de Hurst estimé, par exemple de l'ordre de $H = 0.51$ est ou non statistiquement différent de 0.5. Il est donc difficile de détecter une faible mémoire longue.

De plus l'analyse R/S présente une sensibilité à la présence de mémoire de court terme. Ainsi, Lo (1981) a proposé une analyse R/S modifié permettant de corriger ce biais d'estimation (dû à la présence de mémoire de court terme).

2.2 Analyse R/S modifié

L'analyse R/S, modifié tout en restant sensible à la mémoire longue, est invariante sous une classe générale de processus à mémoire courte. La statistique R/S modifié \tilde{Q}_T se définit comme suit :

$$\tilde{Q}_T = \frac{1}{\hat{\sigma}_T(q)} \left[\max_{1 \leq k \leq T} \sum_{j=1}^k (X_j - \bar{X}_T) - \min_{1 \leq k \leq T} \sum_{j=1}^k (X_j - \bar{X}_T) \right] \quad (3.26)$$

Avec :

$$\hat{\sigma}_T^2(q) = \frac{1}{T} \sum_{j=1}^T (X_j - \bar{X}_T)^2 + \frac{2}{n} \sum_{j=1}^q \omega_j(q) \left[\sum_{i=1+j}^T (X_j - \bar{X}_T)(X_{i-j} - \bar{X}_T) \right] ; \quad (3.27)$$

$$\omega_j(q) = 1 - \frac{j}{q+1}, q < T \quad (3.28)$$

L'analyse R/S modifié ne prend pas seulement en compte la somme des variances individuelles mais inclut également les auto-covariances.

3. Résultats empiriques

Avant d'estimer le paramètre de Hurst nécessaire pour détecter l'existence de mémoire longue, nous allons commencer par une analyse préliminaire des autocorrélations des indices boursiers islamiques. Nous avons choisi seulement trois indices pour la raisons suivante.

En fait, l'analyse de la mémoire longue est délicate pour les séries brèves car l'exposant de Hurst est sensible à la taille de l'échantillon. Ainsi, De la Fuente et al. (1998) montrent que l'exposant obtenu pour la composante x de l'attracteur de Lorenz est égale à 0.82 pour 5000 données, et 0.62 pour 40000.

Tableau 28: Corrélogramme des rendements de l'indice *DJIMI*

retard	autocorrélation simple	Autocorrélation partielle	Q-Stat	Prob
1	0.109	0.109	37.516	0.000
2	-0.067	-0.080	51.893	0.000
3	-0.001	0.016	51.899	0.000
4	0.016	0.009	52.662	0.000
5	-0.041	-0.044	58.086	0.000
6	-0.041	-0.029	63.308	0.000
7	0.003	0.005	63.341	0.000
8	0.029	0.023	65.981	0.000
9	-0.001	-0.005	65.983	0.000
10	-0.015	-0.012	66.716	0.000
11	0.014	0.014	67.364	0.000
12	0.014	0.007	67.995	0.000
13	0.038	0.041	72.569	0.000
14	-0.001	-0.007	72.571	0.000
15	-0.009	-0.004	72.824	0.000
16	0.027	0.027	75.073	0.000
17	0.031	0.025	78.125	0.000
18	-0.036	-0.035	82.346	0.000
19	-0.016	-0.003	83.210	0.000
20	-0.000	-0.006	83.211	0.000

Tableau 29: Corrélrogramme des rendements de l'indice *JII*

retard	autocorrélation simple	Autocorrélation partielle	Q-Stat	Prob
1	0.085	0.085	18.830	0.000
2	-0.011	-0.018	19.135	0.000
3	-0.017	-0.015	19.904	0.000
4	-0.010	-0.008	20.168	0.000
5	-0.012	-0.011	20.521	0.001
6	0.004	0.005	20.555	0.002
7	-0.035	-0.036	23.699	0.001
8	-0.011	-0.005	23.989	0.002
9	-0.036	-0.036	27.357	0.001
10	0.002	0.007	27.369	0.002
11	0.039	0.037	31.306	0.001
12	0.028	0.020	33.374	0.001
13	0.043	0.040	38.114	0.000
14	0.054	0.048	45.824	0.000
15	0.010	0.004	46.095	0.000
16	0.032	0.032	48.702	0.000
17	0.015	0.013	49.315	0.000
18	-0.022	-0.021	50.570	0.000
19	0.018	0.026	51.413	0.000
20	0.003	0.004	51.431	0.000

Tableau 30: Corrélrogramme des rendements de l'indice *MSCI Islamic*

retard	autocorrélation simple	Autocorrélation partielle	Q-Stat	Prob
1	0.083	0.083	5.7499	0.016
2	-0.147	-0.155	23.767	0.000
3	0.039	0.068	25.051	0.000
4	0.046	0.013	26.823	0.000
5	-0.014	-0.004	26.978	0.000
6	-0.050	-0.043	29.050	0.000
7	0.008	0.012	29.103	0.000
8	0.026	0.011	29.659	0.000
9	-0.022	-0.018	30.064	0.000
10	0.005	0.017	30.088	0.001
11	0.042	0.032	31.576	0.001

12	-0.011	-0.017	31.683	0.002
13	0.025	0.041	32.201	0.002
14	-0.032	-0.048	33.048	0.003
15	-0.049	-0.035	35.083	0.002
16	0.026	0.023	35.672	0.003
17	0.066	0.056	39.349	0.002
18	-0.073	-0.078	43.898	0.001
19	0.014	0.052	44.059	0.001
20	0.032	-0.007	44.952	0.001

Au vu des tableaux (28, 29 et 30) relatifs aux autocorrélations des rendements des indices boursiers islamiques, nous constatons que ces autocorrélations sont significatives. Ce qui laisse présager l'existence de la mémoire longue. Nous allons maintenant estimer le paramètre de Hurst à travers les méthodes R/S modifié pour tester l'existence de la mémoire longue. Nous avons utilisé le logiciel RATS 8.3 (Regression Analysis of Time Series) en instrumentalisant la procédure suivante : @hurst rendement.

Nous avons trouvé les chiffres exhibés dans le tableau 31.

Tableau 31: Estimation du paramètre de Hurst pour les 3 séries financières

	<i>DJIMI</i>	<i>JII</i>	<i>MSCI Islamic</i>
<i>Paramètre de Hurst H</i>	0.55	0.59	0.62

D'après les résultats présentés dans le tableau 31, nous remarquons clairement que les 3 séries financières présentent une dépendance à long terme ($H > 1/2$). Ainsi ce paramètre révèle des phénomènes de persistance. L'évolution des 3 séries tend à suivre des tendances. Si les rendements ont augmenté dans le passé, la probabilité est forte qu'ils continuent à le faire. Cette persistance relève également une corrélation à long terme entre les événements actuels et les événements futurs. Chaque observation porte la mémoire des événements qui l'ont précédé (Delignières, 2001).

Nous allons essayer d'estimer les paramètres du modèle à mémoire longue à travers le modèle *FIGARCH (1.d.1)*.

Tableau 32: Estimation du modèle à mémoire longue *FIGARCH* (1.1)

	<i>DJIMI</i>			<i>JII</i>			<i>MSCI Islamic</i>		
	Normale	Student	t.skewed	Normale	Student	t.skewed	Normale	Student	t.skewed
ω	0.00019 (0.0037)	0.00021 (0.0095)	0.00021 (0.0094)	0.00036 (0.0000)	0.00036 (0.0000)	0.00039 (0.0004)	0.00029 (0.0462)	0.00036 (0.0741)	0.00032 (0.0823)
α	0.6117 (0.0000)	0.6220 (0.0000)	0.6238 (0.0000)	0.9092 (0.0000)	0.8813 (0.0000)	0.00535 (0.9850)	0.6871 (0.0000)	0.6810 (0.0000)	0.68225 (0.0000)
β	0.1053 (0.0027)	0.0979 (0.0144)	0.0953 (0.0152)	0.9530 (0.0000)	0.9259 (0.0000)	-0.09102 (0.7345)	-0.08140 (0.0485)	-0.0732 (0.1468)	-0.06878 (0.1740)
d	0.5346 (0.0000)	0.5499 (0.0000)	0.5520 (0.0000)	0.1320 (0.0014)	0.13723 (0.0075)	0.26308 (0.0000)	0.7173 (0.0000)	0.70445 (0.0000)	0.7002 (0.0000)
d_f		9.0504 (0.0000)	9.5220 (0.0000)		4.9111 (0.0000)	4.8895 (0.0000)		6.31587 (0.0000)	6.4067 (0.0001)
S^*			-0.0666 (0.0085)			-0.0050 (0.8538)			-0.05985 (0.1983)
LL	13002	10334	10338	6872	6975.09	6975.49	2634	2643	2644
Aic	-6.5052	-6.5248	-6.5264	-5.1390	-5.3979	-5.3975	-6.3359	-6.3570	-6.3566

Les résultats reportés dans le tableau 32 montrent que les séries exhibent un phénomène de dépendance de long terme dans leurs volatilités conditionnelles.

En fait, le coefficient d'intégration fractionnaire d est positif et statistiquement significatif pour les 3 séries, donc une dépendance à long terme est présente clairement dans l'équation de la variance, abstraction faite du type de la distribution des résidus. Au vu de la valeur de la fonction du maximum de vraisemblance, nous pouvons retenir le modèle *FIGARCH* avec des distributions *t skewed*.

Nous avons mis en évidence la présence de la mémoire longue dans la composante de la volatilité des indices boursiers islamiques, à l'instar de la plupart des séries économiques et financières. Ce phénomène contredit les bases de l'efficience des marchés. Nous rappelons que l'hypothèse d'efficience des marchés est associée au modèle de marche aléatoire. Cela signifie que le prix observé sur le marché fluctue de façon aléatoire autour de sa valeur fondamentale. Cette absence de mémoire étant empiriquement une hypothèse trop restrictive (Mignon, 1995).

En fait, Fama (1970) a montré que la mémoire courte ne remet pas en cause l'hypothèse d'efficience, puisque le fait que quelques autocorrélations soient significatives à court-terme ne peut pas être utilisé pour spéculer. En revanche, la présence d'une mémoire longue pose d'avantage de problèmes. Summers (1986) a étudié en détail le phénomène de retour à la moyenne des prix : à la suite d'un choc, le prix s'écarte de sa valeur fondamentale mais finit toujours par y revenir. Ce phénomène implique alors l'existence possible d'un écart entre le cours et la valeur fondamentale. Toutefois, si l'écart est durable, comme c'est le cas présent, cela signifie l'existence la présence d'une mémoire longue. Ce phénomène va alors à l'encontre de la propriété d'efficience: plus une série sera persistante, plus il sera possible d'établir une stratégie rémunératrice sur les marchés, ce qui remet fortement en cause l'efficience de ces marchés.

Deux principaux facteurs ont été avancés pour justifier la présence de mémoire longue dans les séries financières et économiques. Granger et Hyung (2004) ont mis en évidence le facteur relatif à la présence de ruptures structurelles occasionnelles résultant de chocs financiers de grande ampleur. C'est le cas par exemple de la bulle internet survenue en 2000 et la crise des subprimes survenue en 2007-2008. Cette dernière a impacté aussi bien les indices boursiers conventionnels que les indices boursiers islamiques, comme nous avons analysé dans le chapitre précédent. Cette crise a, par conséquent, généré le phénomène de la persistance dans la composante de la volatilité des indices boursiers islamiques. Granger (1980) a également avancé l'agrégation de micro-variables présentant de la mémoire courte conduisant à la formation d'une variable présentant de la mémoire longue.

Conclusion

L'estimation de la volatilité présente un intérêt majeur dans la mesure où elle permet de gérer les risques et les portefeuilles. Cela rejoint la base de la méthode de Markovitz qui consiste à optimiser les ressources en procédant à un arbitrage entre le risque des titres quantifié par leur volatilité, et leur rendement espéré. Il est donc primordial de mesurer avec la meilleure précision possible la volatilité des rendements.²¹

En vue d'obtenir une meilleure quantification du risque encouru par les marchés financiers, la modélisation doit prendre en compte les caractéristiques les plus importantes de la volatilité (Campbell, Lo, et MacKinlay 1997) notamment la mémoire longue. Ce concept, introduit par Hurst (1951) met en exergue une persistance à long terme des autocorrélations d'une série temporelle. On parle alors de décroissance hyperbolique. En finance, les séries de volatilité journalière présentent de la mémoire longue. Cela signifie que le niveau de volatilité journalière datant de six mois a un impact sur la volatilité actuelle, et que celle-ci aura encore un impact sur la valeur de volatilité dans six, neuf mois voire un an. Cela se révèle particulièrement intéressant dans l'optique de la gestion à long terme.

C'est dans ce sens que nous avons appréhendé la présence potentielle de la mémoire longue dans la volatilité des indices boursiers islamiques. Si les rendements ou la volatilité affichent la mémoire longue ou une dépendance à long terme, les autocorrélations demeurent significatives dans un espace temporel assez large. Cela signifie également que l'effet des chocs impacte la volatilité des indices boursiers islamiques dans une perspective de long terme.

Nous allons approfondir notre analyse pour mieux appréhender le comportement stochastique des séries financières, relevant des marchés d'actions islamiques, en ayant recours aux fractales, en tant que nouvelle approche en modélisation des marchés financiers. Cette approche fondée par Mandelbrot (1977), récemment appliquée aux marchés financiers, met en

²¹ Coulon, J. 2009. mémoire longue, volatilité et gestion de portefeuille, Université Claude Beranrd, Lyon.



évidence des caractéristiques de plus en plus compliquées des chroniques boursières. Il a dégagé deux principales propriétés stochastiques : l'invariance d'échelle et l'autosimilarité. Nous allons mettre en lumière cette nouvelle approche, dans le chapitre 4, et nous allons essayer de mettre en évidence la structure multi-fractale de quelques indices boursiers islamiques.

Références

- Baillie, R.T., Bollerslev T. et Mikkelsen H.O., 1996, fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroscedasticity, *Journal of Econometrics* 74, 3-30.
- Bollerslev, T. et Mikkelsen H. O., 1996, Modeling and pricing long memory in stock market volatility, *Journal of Econometrics*, Vol. 73, 151-184.
- Breidt, F.J., Crato, N, et De Lima, P., 1998, The detection and estimation of long memory in stochastic volatility, *Journal of Econometrics*, Vol. 83, 325-348.
- Campbell, John Y., Andrew W. LO and A. Craig MacKINLAY, 1997, *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton University Press.
- Chung, C. F., 2001, Estimating the fractionally integrated GARCH model, National Taiwan University discussion paper.
- De la Fuente, I.M., Martinez, L., Aguirregabiria, J.M. & Veuillas, J. (1998). R/S analysis in strange attractors. *Fractals*, 6, 95-100.
- Delignières, D.2001, l'analyse des processus stochastiques, Université de Montpellier I.
- Engle, R.F., et T. Bollerslev, 1986, *Modeling the persistence of conditional variances*, *Econometric reviews*, Vol. 5, 1-50.
- Fama, E., (1970), *Efficient capital markets: a review of theory and empirical work*, *Journal of finance*, Volume 25, Issue 2, pages 383-417
- Granger, C.W.J., 1980, Long Memory Relationships and the Aggregation of Dynamics Models, *Journal of Econometrics*, Vol. 14, 227-238.
- Granger, C.W.J. et Joyeux, R., 1980, An Introduction to long memory time series models and fractional differencing, Vol 1,15-29.
- Granger, C.W.J , Hyung, N., (2004), *Occasional structural breaks and long memory with an application to the S&P 500 absolute stock returns*, *Journal of Empirical Finance* 11 (2004) 399-421.
- Hosking, J.R.M., (1981), *Fractional Differencing*, *Biometrika*, n 68 (1), 165-176.
- Hurst, H.E., 1951. *Long-term storage capacity of reservoirs*. *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, Volume 116, Pages 770-799.
- Lo, A. W. (1991), *Long-term memory in stock market prices*, *Econometrica*, 59, 1279-1313.
- Mandelbrot, B. B. (1977), *Fractals: Form, Chance, and Dimension*, New York: Free Press.



Mignon, V., 1995, *Les tests de mémoire longue appartiennent-ils au camp du démon ?*
Document de travail MODEM, Université Paris X – Nanterre.

Summers, L.H., 1986, *Does the stock market rationally reflect fundamental values?*, Journal
of Finance 41, 591-601.

Chapitre 4 : Multi-fractalité des indices boursiers islamiques

Introduction

Pendant des siècles, la géométrie euclidienne était le seul moyen adopté pour représenter tout objet dans la nature. Cependant, cette méthode a montré des limites. Elle s'est confrontée à des objets ayant des formes tellement complexes, et qui ne peuvent pas être représentés par des formes simples générées principalement de courbes et de droites. Ainsi les géomètres trouvaient illogique d'assimiler les montagnes à des cônes, les nuages à des sphères ou les arbres à des cylindres. A l'époque, la géométrie classique n'avait pas de réponses à ce genre de problématiques, ainsi plusieurs phénomènes sont restés inexplicables.

Von Koch (1904) a publié un article « *Sur une courbe continue sans tangente* », dans lequel il a représenté le flocon de neige qui porte son nom. Von Koch a obtenu cette forme en partant d'un triangle équilatéral de périmètre a , dont il a brisé chaque côté en trois morceaux égaux, et a remplacé l'intermédiaire par un autre triangle équilatéral. En répétant ce processus n fois et tendant n à l'infini il a obtenu une forme plane, continue, de surface finie, qui n'admet de tangente en aucun point, et dont le périmètre est $P = \lim_{n \rightarrow +\infty} a \cdot \left(\frac{4}{3}\right)^n = +\infty$

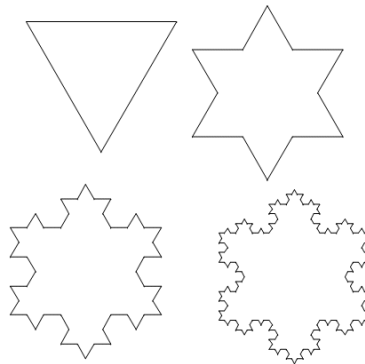


Figure 38: Flocon de Von Koch après 3 itérations

Suite à cette invention, d'autres formes géométriques ont vu le jour comme *le triangle de Sierpinski* et *l'ensemble de Julia*, cependant ces formes ont été qualifiées de mystérieuses, sans qu'on n'en sache l'utilité, ni qu'on leur attribue de nom.



Figure 39: Triangle de Sierpinski après 4 itérations

L'autosimilarité, apparaissant sur une large gamme d'échelle de temps ou de longueur, peut être définie pour une échelle de longueur sélectionnée avec cette méthode.

Ayant été le premier à les appeler fractales (du mot latin *fractus* qui veut dire brisé), Mandelbrot (1969) a donné la définition suivante aux fractales: « Les fractales sont des objets qu'on appelle irréguliers, rugueux, poreux, ou fragmentés, et qui de plus possèdent ces propriétés au même degré à toutes les échelles. C'est dire que ces objets ont la même forme, qu'ils soient vus de près ou de loin. ». Selon Mandelbrot, les fractales gardent la même forme quelle que soit l'échelle utilisée, et représentent donc des « *zigzags qui ne s'atténuent jamais* ». Ces constats ont été une bonne piste pour étudier des phénomènes chaotiques. Mandelbrot a ainsi distingué trois types de hasard: le hasard bénin qui peut être décrit par le mouvement brownien, le hasard sauvage qui est beaucoup plus complexe que le premier, et donc loin d'être qualifié de brownien, celui-ci correspond au mouvement des fluides turbulents, ainsi que les chroniques boursières et les variations des prix, et enfin le hasard lent qui caractérise les gaz.

L'objectif de l'étude des fractales est de concevoir des outils plus performants que le mouvement brownien afin de dompter le hasard sauvage. Mandelbrot ne s'est pas contenté seulement de l'aspect géométrique des fractals, mais il a essayé de développer le volet analytique avec d'autres mathématiciens à savoir Fisher et Calvet (1997, 2007, 2008). Ils ont réussi à établir de nouveaux processus stochastiques destinés à la modélisation des séries financières.

1. Revue de littérature

L'analyse classique des événements extrêmes sur les marchés n'est pas évidente, vue la faible fréquence d'observation de ces phénomènes. Par contre, l'approche fractale permet une analyse de ceux-ci en adoptant la notion de « propriétés d'échelle ». On appelle propriétés d'échelle la récurrence de certains phénomènes, observés à des échelles différentes. L'application de cette notion aux séries financières, montre qu'il existe des régularités

statistiques dans les variations de prix mensuelles, hebdomadaires, quotidiennes, voire intra-quotidiennes. La prise en compte de cette régularité permet une modélisation des séries financière qui soit transposable à toutes les fréquences d'observation. Par exemple un choc important à l'échelle d'une journée peut aider à la modélisation des chocs observés à des fréquences plus basses (Mandelbrot, 1969).

La modélisation multi-fractale a fait l'objet de plusieurs études dans plusieurs domaines comme la géophysique, la climatologie, le traitement d'images et l'étude du trafic internet. Récemment, la finance a été le domaine cible de l'application des fractales. Plusieurs articles ont tenté d'étudier la multi-fractalité des séries financières. Outre les travaux fondateurs de la de Mandelbrot, Fisher et Calvet, la multi-fractalité a été observé dans plusieurs marchés financiers, et les résultats sont presque convergents. Fillôl (2005) a étudié le comportement fractal du taux de change Dollar/ Euro. Il a mis en évidence le caractère multi-fractal de ce taux, et a conclu via la simulation de Monte Carlo à la supériorité la modélisation multi-fractale par rapport aux modèles *GARCH* et *FIGARCH*. Cont (2000) a mis en évidence certaines propriétés empiriques en étudiant le comportement de l'indice boursier *S&P 500*. Il a mis en exergue la propriété de l'invariance d'échelle qui est l'une des propriétés des modèles multi-fractales. Toutes les études ont ciblé les séries financières classiques issues des marchés conventionnels. Nous allons dans ce chapitre analyser le comportement stochastique des indices boursiers islamiques, à partir de la théorie des fractales, pour voir dans quelle mesure ces indices captent l'invariance d'échelle et l'autosimilarité.

2. Invariance d'échelle et processus auto-similaires

On dit qu'un phénomène ou un objet représente une invariance d'échelle, s'il garde la même forme, qu'on l'observe de près ou de loin, autrement dit, si on change l'échelle de temps ou d'espace, l'allure reste la même. Cette propriété perd de son sens à partir d'une échelle de temps donné.

Mathématiquement, un phénomène représentant une invariance d'échelle est décrit par une loi de puissance :

$$f(x) = C \cdot x^\zeta \quad (4.1)$$

Où :

C est une constante dite constante de proportionnalité ;

ζ est une autre constante, dite exposant, puissance, indice ou encore degré de la loi et f une fonction de f .

Pareto a utilisé cette loi de puissance en étudiant la répartition des richesses. Il a montré que la fraction des personnes possédant un revenu supérieur à x suit asymptotiquement la loi de puissance (ou de Pareto) d'indice α égal à environ 1,5 :

$$f(x) \sim_{\infty} \frac{1}{x^{\alpha}} \quad (4.2)$$

Notre objectif est d'étudier l'invariance d'échelle pour les processus stochastiques. Etant donné un processus $\{X(t)\}_t$ à accroissements stationnaires, on dit que celui-ci est invariant d'échelle si les moments absolus de $\delta_{\Delta t}X(t)$ (Incréments) suivent une loi de puissance :

$$\mathbb{E}[|\delta_{\Delta t}X(t)|^q] \sim C(q) \cdot \Delta t^{\zeta(q)} \quad (4.3)$$

Avec : pour tout $t \in T$, $q \in Q$;

T et Q sont des intervalles de \mathbb{R} ;

$\zeta(q)$ et $C(q)$ sont des fonctions définies sur Q . De plus, il est supposé $0 \in T$, $[0,1] \subseteq Q$.

On dit que le processus $\{X(t)\}_t$ est :

- Mono-fractal : si $\zeta(q)$ est linéaire
- Multi-fractal : si $\zeta(q)$ est non linéaire

On appelle $\zeta(q)$ exposant multifractal ; s'il vérifie les propriétés suivantes :

Si la relation ci-dessus est valide lorsque Δt tend vers 0, c'est à dire si :

$$\mathbb{E}[|\delta_{\Delta t}X(t)|^q] \sim_{\Delta t \rightarrow 0} C(q) \cdot \Delta t^{\zeta(q)} \text{ Alors } \zeta(q) \text{ est concave.}$$

Si $\zeta(q)$ est non linéaire alors la relation d'approximation ci-dessus ne peut pas être valide simultanément au voisinage de 0 et $+\infty$.

Nous allons maintenant définir les trois types d'invariance d'échelle : l'invariance d'échelle exacte, l'invariance d'échelle asymptotique, et l'invariance d'échelle discrète.

Soit le processus à accroissements stationnaires $\{X(t); t \geq 0\}$, alors :

- Le processus $\{X(t)\}_t$ possède une invariance d'échelle exacte caractérisée par l'exposant multi-fractal $\zeta(q)$ si les moments absolus des accroissements $\delta_{\Delta t}X(t)$ à

l'échelle Δt inférieure à certaine échelle T (dite temps intégral), varie en loi de puissance, c.-à-d. si $\mathbb{E}[|\delta_{\Delta t}X(t)|^q] = C(q) \cdot \Delta t^{\zeta(q)}$; $0 \leq \Delta t \leq T$

- Le processus $\{X(t)\}_t$ possède une invariance d'échelle asymptotique si les moments absolus des accroissements $\delta_{\Delta t}X(t)$ à l'échelle Δt suivent une loi de puissance au voisinage de 0 : $\mathbb{E}[|\delta_{\Delta t}X(t)|^q] \sim_{\Delta t \rightarrow 0^+} C(q) \cdot \Delta t^{\zeta(q)}$
- Le processus $\{X(t)\}_t$ possède une invariance d'échelle discrète si les moments absolus des accroissements $\delta_{\Delta t}X(t)$ à l'échelle Δt sont caractérisés par un comportement en loi de puissance pour un sous-ensemble discret $\{\Delta t_n\}_n$ d'échelles : $\mathbb{E}[|\delta_{\Delta t_n}X(t)|^q] \sim_{\Delta t_n \rightarrow 0^+} C(q) \cdot \Delta t_n^{\zeta(q)}$

Il est à signaler que dans le cadre d'une invariance d'échelle exacte, le processus perd son caractère multi-fractal au-delà du temps intégral T .

L'étude des phénomènes représentant une invariance d'échelle a donné naissance à une classe importante de processus stochastiques, à savoir les processus auto-similaires.

Un processus $\{X(t); t \in \mathbb{R}\}$ est dit auto-similaire d'indice de Hurst $H > 0$ si pour tout $a > 0$ on a l'égalité en loi :

$$(X(at); t \in \mathbb{R}) \stackrel{\mathcal{L}}{=} (a^H X(t); t \in \mathbb{R})$$

Avec $X(0) = 0$.

Les processus auto-similaires ont été introduits par Kolmogorov (1941) dans ses études sur les fluides turbulents.

3. Résultats empiriques

Pour détecter la multi-fractalité des indices boursiers islamiques, nous allons calculer les moments d'ordre absolus pour divers échelle de temps de 1 à 10 jours et pour un ordre de moment variant de 0.5 à 5. Ensuite, nous allons tracer ces moments pour détecter l'invariance d'échelle en tant que principal caractéristique des processus multi-fractals. Nous rappelons qu'une série présentant des relations d'échelle dans ses moments, est une série où il existe une même caractéristique entre l'espérance, la variance, le moment d'ordre 3... On parle de série uni-fractale lorsqu'il n'existe qu'une seule relation d'échelle et de série multi-fractale

lorsqu'il en existe plusieurs. Une relation d'échelle définit ainsi l'existence de caractéristiques similaires pour toute échelle d'observation.

Nous allons instrumentaliser les données de 3 indices boursiers islamiques, le *S&P Sharia*, le *DJIMI* et le *JII*. Nous avons ignoré les 3 autres indices (*MSCI Islamic*, *KLSI* et le *FTSE Sharia*) à cause de l'échantillon de données qui n'est pas très large. En fait, nous allons obtenir une nouvelle base de données à partir des données initiales. Pour obtenir la fonction des moments sur une échelle de temps de 10 jours, le nombre de données disponibles pour chaque indice doit être divisé par 10. Ainsi, pour les indices qui ne seront pas sujettes à notre application, les données ne dépasseraient pas 90 observations ! Sachant que la modélisation multi-fractale exige un échantillon de données plus large.

Si nous visualisons les 3 figures suivantes (40, 41 et 42), nous apercevons le caractère fractal des 3 chroniques boursières. En fait, les trajectoires montrent des similitudes à des échelles différentes. Il ne faut pas saisir par-là que les trajectoires sont identiques à différentes échelles, mais qu'elles possèdent les mêmes caractéristiques (même degré d'irrégularité, même loi à un facteur près).

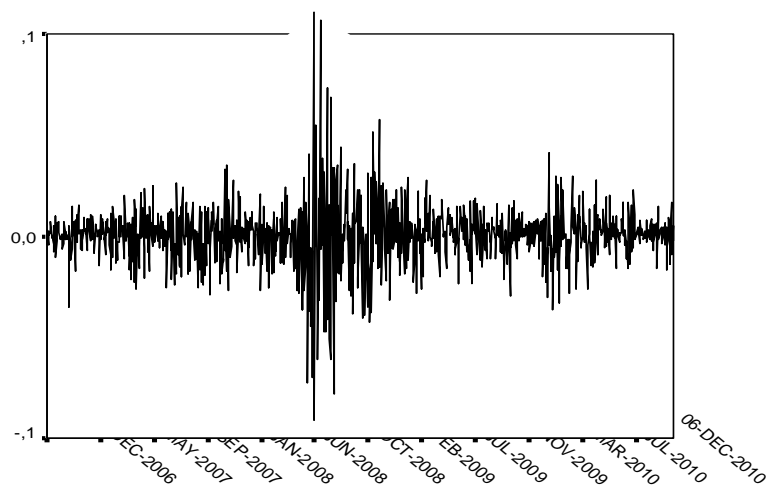


Figure 40: Aspect fractal des rendements journaliers de l'indice *S&P Sharia*

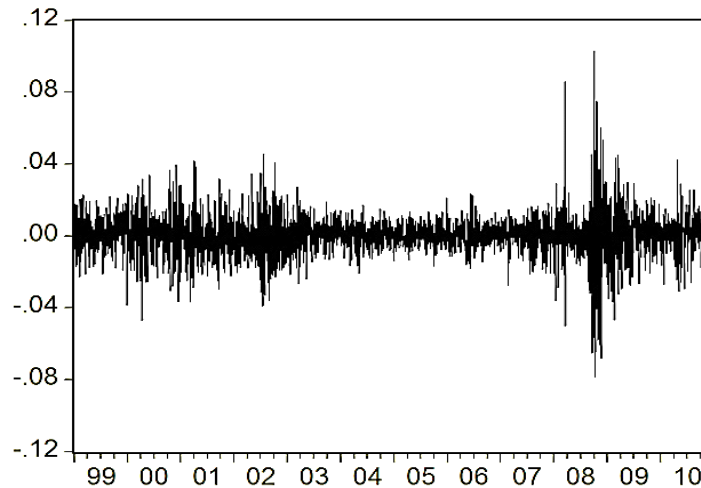


Figure 41: Aspect fractal des rendements journaliers de l'indice *DJIMI*

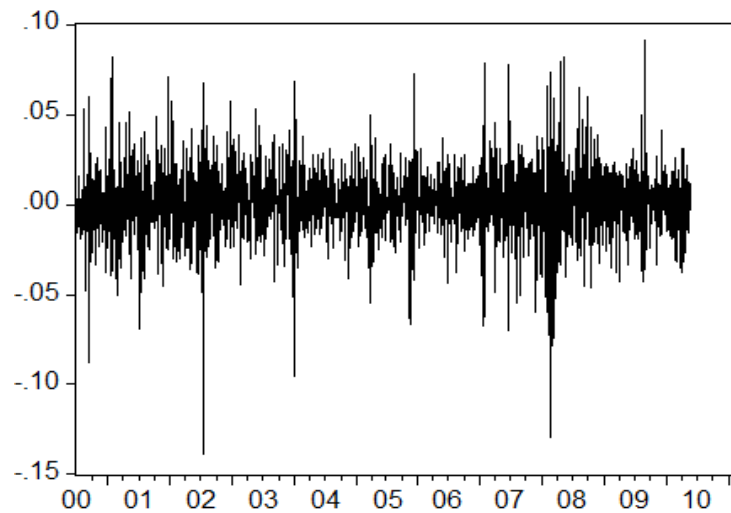


Figure 42: Aspect fractal des rendements journaliers de l'indice *JII*

Les 3 figures ci-dessus font ressortir deux effets. Un effet *Noé* qui se traduit par d'énormes écarts par rapport à l'écart moyen des rendements en question. Nous pouvons visualiser, pour les 3 figures, des rendements ayant des valeurs extrêmes, coïncidant avec la période de la crise financière pour l'indice *S&P Sharia*, et avec la période de la crise des valeurs technologiques survenue en 2002 pour les deux indices *DJIMI* et *JII*. L'effet Noé a pour conséquence de rendre la variance hétéroscédastique.

Le deuxième effet constaté, c'est celui de *Joseph*. C'est un effet qui traduit la persistance en termes de volatilité. Ainsi les fractales, sont des objets exhibant des irrégularités en forme, et des similitudes à différentes échelle de temps.



Nous allons maintenant essayer de détecter empiriquement la fractalité des séries financières en question à travers la mise en évidence des propriétés d'échelles.

Tableau 33: Moments des rendements absolus du *JII* à divers échelles de temps de 1 à 10 jours

	1jr	2jr	3jr	4jr	5 jr	6jr	7jr	8jr	9jr	10 jr
q=0,5	1,4	1,8	2,0	2,1	2,3	2,4	2,6	2,6	2,8	2,9
q=1	2,9	4,4	5,3	6,2	7,0	7,9	8,7	8,7	10,2	10,7
q=1,5	7,4	13,4	17,7	22,5	26,6	32,4	36,1	35,6	46,2	49,0
q=2	22,7	48,3	69,4	95,2	116,9	156,2	176,1	166,6	244,1	264,6
q=2,5	79,8	194,3	305,6	450,5	578,9	850,2	970,8	861,8	1447,1	1615,6
q=3	311,9	853,4	1475,1	2309,8	3149,8	5069,4	5895,6	4808,2	9366,1	10851,3
q=3,5	1329,3	4012,2	7651,1	12561,2	18485,7	32374,7	38562,7	28382,4	64875,5	78432,3
q=4	6070,4	19935,5	42034,6	71347,2	115265,2	217590,5	266591,7	174924,1	473932,2	599851,7
q=4,5	29290,5	103687,5	241891,5	418736,4	753971,9	1518804,2	1918916,5	1115046,2	3611119,3	4792207,8
q=5	147619,7	560228,1	1444801,3	2519935,6	5119375,5	10902348,6	14219777,9	7302326,9	28453957,7	39603276,3

Tableau 34: Moments des rendements absolus du *DJIMI* à divers échelles de temps de 1 à 10 jours

	1 jr	2 jrs	3jrs	4jrs	5 jrs	6jrs	7jrs	8jrs	9jrs	10 jrs
q=0,5	3,3	4,2	4,7	5,1	5,4	5,5	5,8	6,0	6,1	6,4
q=1	13,9	21,8	26,7	31,2	35,7	37,0	41,3	44,1	45,6	49,8
q=1,5	69,4	131,6	175,6	220,6	273,4	291,6	336,0	374,1	387,6	443,6
q=2	400,0	897,5	1296,9	1750,8	2391,6	2592,3	3048,1	3600,2	3642,3	4406,5
q=2,5	2637,1	6791,8	10558,9	15326,7	23740,1	25694,7	30303,1	39041,4	37193,9	47909,8
q=3	19714,4	56366,7	93600,6	146165,3	265297,6	282102,7	325521,2	475631,4	407987,7	562517,4
q=3,5	165502,0	507676,2	893690,3	1500783,6	3290741,3	3406251,2	3731227,1	6472172,9	4770080,7	7052366,8
q=4	1539249,9	4912163,5	9096454	16398088,8	44439116,7	44724907	45110119,8	97149964,1	59101881	93497562,8
q=4,5	15595326,2	50553496,7	97734077,2	188514673	640241362	629039862	569245026	1579444265	772011778,6	1299706947
q=5	169125386	548084908	1098326394	2256737694	9669054182	9325336772	7430075676	27262964534	10573318664	18803675998

Tableau 35: Moments des rendements absolus du *S&P Sharia* à divers échelles de temps de 1 à 10 jours

	1 jr	2 jrs	3jrs	4jrs	5 jrs	6jrs	7jrs	8jrs	9jrs	10 jrs
q=0,5	2,7	3,2	3,7	3,8	3,9	4,1	4,4	4,4	4,7	4,7
q=1	9,5	12,5	16,2	17,7	18,7	20,4	23,1	23,9	26,9	26,7
q=1,5	39,3	56,3	82,2	97,8	101,9	116,5	135,8	151,4	177,8	178,2
q=2	188,6	284,0	467,6	628,0	625,6	740,0	860,2	1139,2	1314,0	1410,8
q=2,5	1024,2	1574,1	2962,8	4565,6	4278,1	5156,3	5764,0	10273,6	10649,1	13386,9
q=3	6213,4	9508,9	20661,3	36595,8	32310,0	39005,0	40318,1	109555,3	92933,4	149721,5
q=3,5	41531,6	62101,0	156417,5	315537,4	266368,5	317158,3	291618,1	1326955,9	859453,9	1891563,1
q=4	301009,8	434424,7	1265792,7	2867626,0	2362903,7	2744080,8	2165747,6	17438900,3	8310174,1	25800030,2
q=4,5	2326066,1	3220213,6	10786286,3	27054053,1	22215826,1	25003697,1	16427398,7	240177047,4	83102838,1	367526788,2
q=5	18870891,5	25008310,1	95546815,7	262112851,5	218340237,1	237579807,3	126742201,2	3393288829,0	852289421,4	5359823372,1

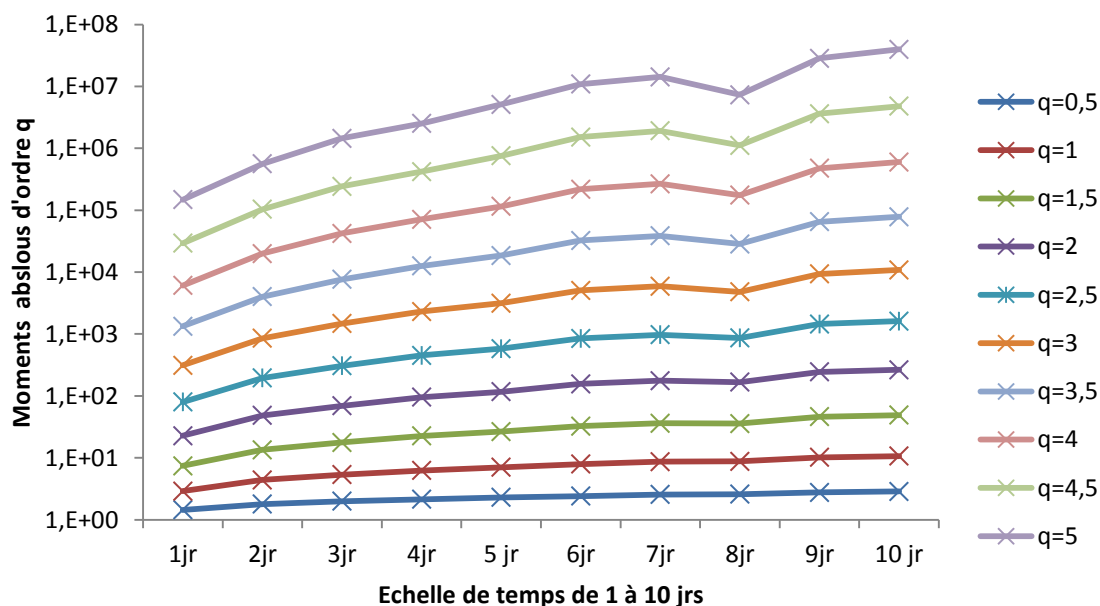


Figure 43: Moments des rendements absolus du *Jakarta Islamic Index*

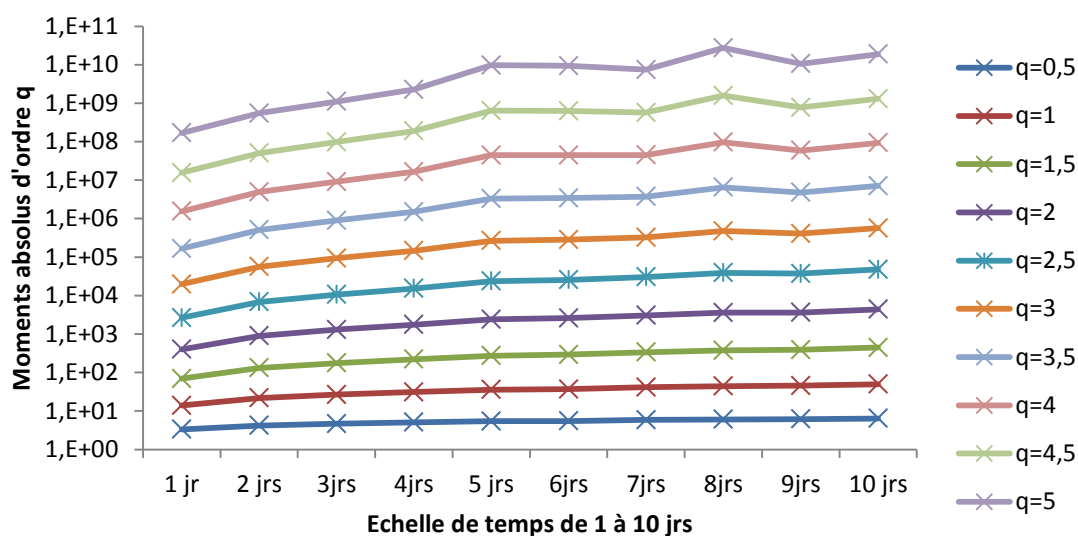


Figure 44: Moments des rendements absolus du *DJIMI*

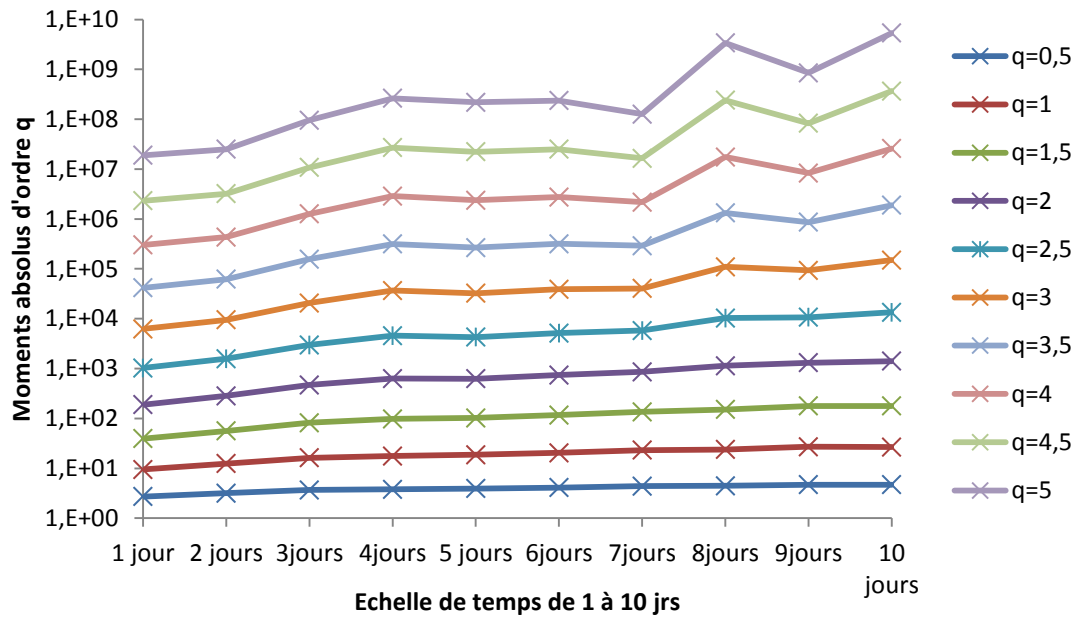


Figure 45: Moments des rendements absolus du S&P Sharia

Nous remarquons clairement que l'invariance d'échelle exacte est vérifiée pour tous les indices islamiques, mais elle commence à disparaître au-delà du temps intégral estimé de 3 jours.

Après avoir vérifié l'invariance d'échelle exacte pour les trois indices, nous allons en étudier les caractéristiques de l'exposant multi-fractal. Nous allons calculer la fonction $C(q)$ pour q variant de 0.5 à 5 avant de calculer l'exposant multi-fractal pour les 3 indices islamiques.

Tableau 36: Valeurs de la fonction $C(q)$ pour *JII*, *S&P Sharia* et *DJIMI*

	<i>JII</i>	<i>S&P Sharia</i>	<i>DJIMI</i>
q=0,5	1,44	2,72	3,32
q=1	2,90	9,47	13,93
q=1,5	7,43	39,34	69,37
q=2	22,74	188,65	399,96
q=2,5	79,80	1024,24	2637,06
q=3	311,94	6213,37	19714,38
q=3,5	1329,32	41531,61	165502,01
q=4	6070,39	301009,77	1539249,93
q=4,5	29290,47	2326066,11	15595326,20
q=5	147619,75	18870891,50	169125386,00

Nous allons maintenant déduire les valeurs de l'exposant multi-fractal $\zeta(q)$ pour les 3 indices.

Tableau 37: Valeurs de l'exposant multi-fractal $\zeta(q)$ des rendements absolus

	<i>JII</i>	<i>S&P Sharia</i>	<i>DJIMI</i>
q=0,5	1,79	1,69	1,82
q=1	2,18	1,90	2,26
q=1,5	2,61	2,07	2,74
q=2	3,06	2,17	3,24
q=2,5	3,51	2,22	3,72
q=3	3,95	2,21	4,12
q=3,5	4,35	2,16	4,43
q=4	4,74	2,08	4,60
q=4,5	5,11	2,00	4,68
q=5	5,48	1,91	4,68

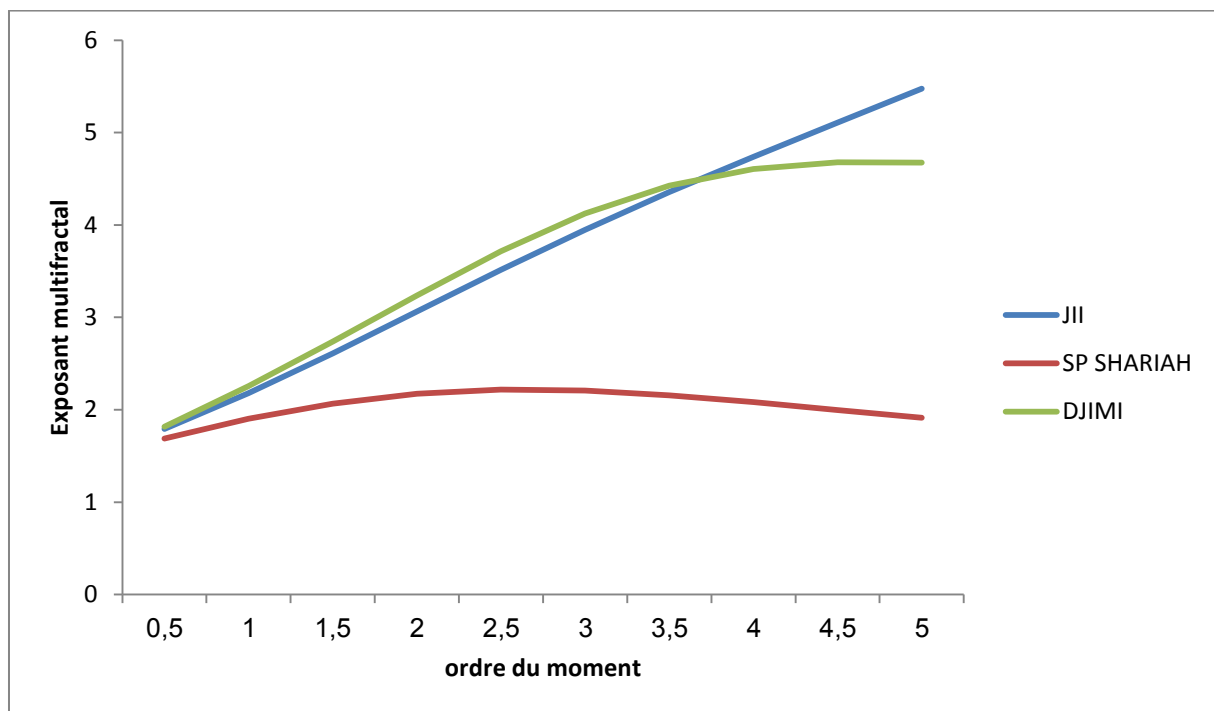


Figure 46: Exposant multi-fractal des 3 indices boursiers islamiques

Dans cette figure (46), nous constatons que l'exposant multi-fractal est non-linéaire pour les trois indices, d'où l'on déduit que ceux-ci ont une structure multi-fractale, et qu'aucun n'est mono-fractal.



Nous avons montré que la distribution des variations de prix relatifs aux marchés d’actions islamiques suit une loi d’échelle. Les variations de grande amplitude sont aussi fréquentes que celles de petite amplitude, ce qui contredit complètement les sous-jacents de la loi normale qui affirme qu’une variation de grande ampleur est beaucoup plus rare qu’une variation de petite ampleur. Avec cette approche, le risque de faillite est beaucoup plus fréquent. Cependant, dans le cadre d’une loi normale, un écart extrême des cours a une très faible probabilité alors qu’il est bien plus courant avec une loi de puissance. La loi d’échelle, selon Mandelbrot, « rend les décisions difficiles, les prévisions périlleuses et les bulles certaines » (Herlin, 2010).

Conclusion

La crise financière a mis en lumière les limites de certains modèles statistiques, dominés par un ensemble d'hypothèses restrictives. Ces dernières prennent imparfaitement en compte les dynamiques brutales associées à l'émergence de crises, ou l'apparition d'événements extrêmes. Mandelbrot (2005) a mis en évidence les limites des modèles classiques de finance depuis l'apport de Bachelier. Il estime que les marchés sont « plus sauvages et effrayants », à l'encontre des hypothèses théoriques classiques. Ils ajoutent que les hypothèses sous-tendant l'utilisation des outils financiers standards sont absurdes : les variations des cours ne sont pas pratiquement continues mais effectuent des sauts de manière triviale et importante. Il a également affirmé que l'hypothèse d'efficience des marchés n'est pas pertinente : le marché n'est pas toujours un jeu équitable dans lequel les vendeurs équilibrent les acheteurs.

La finance islamique pourrait ainsi profiter de la performance de cette nouvelle classe de modèles. Ces modèles ont le principal avantage de prendre en compte la plupart des faits stylisés, à l'encontre des modèles classiques qui peinent à capturer l'invariance d'échelle et l'autosimilarité.

Nous avons jusqu'à présent, analysé les indices boursiers islamiques dans un cadre uni-varié, sans tenir compte des interactions avec les autres actifs financiers. D'ailleurs, Nous avons expliqué les raisons de la volatilité importante des marchés d'actions islamiques par le fait que la crise financière (2007-2008) a fini par impacter la finance islamique dès que cette crise a touché la sphère réelle de l'économie. Cela peut être expliqué par la durée prolongée de la crise, et l'effet de la contagion. En fait, la forte interdépendance entre les marchés via les phénomènes de contagion, est souvent exacerbée par les crises (Idier, 2011).

Ainsi, nous allons essayer d'aborder le phénomène de contagion, en procédant à l'analyse des mécanismes de transmission de la volatilité du marché d'action Américain, en tant que marché générateur de crise, vers les deux marchés d'actions islamiques Malaisien et Indonésien. Nous allons faire appel à un modèle multi-varié et à corrélations conditionnelles dynamiques (*DCC-GARCH*).

Références

Black (F.) et Scholes (M.) (1973), The pricing of options and corporate liabilities, *Journal of Political Economy*, vol. 81, n° 3, p. 637–654.

Calvet (L.) et Fisher (A.) (2007), Multi-frequency news and stock returns, *Journal of Financial Economics*, vol. 86, p. 178-212.

Calvet (L.), Fisher (A.) et Mandelbrot (B.) (1997), the multi-fractal model of asset returns, *Cowles Foundation Discussion Papers*.

Cont, R.(2000), Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues, *Quantitative Finance*, Volume 1 (2001) 223–236.

Fillôl, J., (2005), Modélisation multi-fractale du taux de change USD/Euro, *Economie Internationale*, no :104.

Idier, J (2011), Les modèles fractals en finance, *Bulletin de la Banque de France*, N : 183.

Herlin, P.2010, *Finance : le nouveau paradigme* , Eyrolles.

Mandelbrot B, (1997), *Fractales, Hasard et Finance*, Flammarion.

Mandelbrot (B.) (1963), The variation of certain speculative prices, *Journal of Business*, vol. 36, p. 394-419.

Mandelbrot (B.) (1967) ,The variation of the prices of cotton, wheat and railroad stocks, and some financial rate, *The Journal of Business*, vol. 40, p. 393-413.

Mandelbrot (B.) (2005), *Une approche fractale des marchés*, éditions Odile Jacob.

Markowitz (H. M.) (1952) , Portfolio selection, *The Journal of Finance*, vol. 7, n° 1, p. 77–91.

Sharpe (W. F.) (1964) ,Capital asset prices – a theory of market equilibrium under conditions of risk, *Journal of Finance*, vol. 19, n° 3, p. 425–442.

Chapitre 5 : Analyse de l'interdépendance des marchés

Introduction

Les modèles à volatilité conditionnelle que nous avons exploités dans le chapitre 2 sont des modèles uni-variés. Ils se contentent d'analyser une seule série financière ignorant les interactions avec les autres séries. Ainsi, l'analyse de la volatilité, en tant que proxy de risque, doit se faire dans une optique de risques multiples. Tant que les modèles *GARCH* uni-variés ne tiennent pas compte de la corrélation entre les actifs, nous allons passer aux modèles multi-variés afin de capter les liens dynamiques entre ces actifs. Ces modèles nous permettent également d'analyser les interdépendances éventuelles entre les marchés financiers et de cerner les mécanismes de transmission des chocs.

C'est dans cette optique que s'inscrit ce chapitre ayant pour objectif principal d'appréhender la transmission des chocs du marché d'actions Américain en tant que marché générateur de crise, vers les deux marchés d'actions islamiques, Malaisien et Indonésien.

1. Revue de littérature

Ces dernières années ont apporté des nouvelles informations sur les crises financières qui se propagent fréquemment et provoquent des dépressions économiques. La contagion financière est souvent interrogée dans la littérature des crises financières. En effet, l'étude des crises et de leurs répercussions sur l'activité économique aide à trouver comment un choc initialement survenu dans un seul pays est transmis rapidement à de nombreux marchés à travers le monde.

La littérature empirique initiale sur la contagion financière portait sur une analyse comparative des coefficients de corrélation de Pearson entre les marchés financiers en période d'accalmie et en période de crise. Le phénomène de contagion est détecté lors des augmentations significatives du coefficient de corrélations en période de crise. King et

Wadhwani (1990), et Lee et Kim (1993) ont utilisé le coefficient de corrélation entre les rendements boursiers pour tester l'impact du krach boursier survenu aux États-Unis en 1987 sur les marchés d'actions de plusieurs pays. Les résultats empiriques montrent que les coefficients de corrélation entre les plusieurs marchés ont sensiblement augmenté au cours de la crise. Edwards et Susmel (2001) ont utilisé le modèle *SWITCH-ARCH*. Ils ont constaté que de nombreux marchés d'actions d'Amérique Latine, durant les périodes de forte volatilité des marchés, étaient significativement corrélés et ont conclu l'existence d'effets de contagion.

Récemment, de nombreuses études ont porté sur l'analyse de la contagion financière eue égard à la crise financière survenu en 2008. Neaime (2012) a analysé l'impact de la récente crise financière sur la région MENA. Il a trouvé une forte corrélation avec le marché boursier américain pendant la crise. L'indice de la place de l'Egypte, la CASE30, a terminé l'année 2008 avec une baisse importante de 56,43%. Saidi et El Ghini (2013) ont examiné également l'impact de la crise financière sur le marché d'action marocain représenté par l'indice MASI. Ils ont utilisé le modèle à corrélations conditionnelles dynamiques (DCC-GARCH). Les résultats empiriques ont mis en évidence la corrélation entre le marché boursier marocain et le marché américain, anglais et français. Ils ont constaté également que les « mauvaises nouvelles » des partenaires économiques du Maroc peuvent générer la contagion et la transmission de ses effets sur le marché boursier local.

Karoly et Stulz (1996) ont analysé les covariances entre les rendements d'actions américaines et japonaises. Ils ont montré que les covariances sont élevées quand il y a des chocs de grande ampleur sur les marchés nationaux. Ils ont essayé d'expliquer les mouvements similaires des rendements d'actions de ces deux pays par l'effet de contagion. Ils ont conclu que l'enthousiasme des investisseurs concernant le marché des actions semble être contagieux d'une région à une autre. De plus, ils ont constaté que les corrélations sont très importantes lorsque les marchés sont très volatiles, ce qui implique que la diversification internationale n'est pas une stratégie d'investissement appropriée dans le cas d'une récession.

Ces résultats sont confirmés par Longin et Solnil (2001) qui ont prouvé que les corrélations entre actions ne dépendent pas nécessairement de la dynamique des volatilités, mais sont plutôt liées aux tendances de marché. Ils constatent que les corrélations entre actions augmentent lorsque les marchés d'actions sont en baisse et inversement.

Kim, Moshirian et Wu (2005) ont analysé le processus d'intégration financière en Europe. Ils ont constaté une forte augmentation des corrélations des rendements au sein de chaque marché respectif. Cette forte hausse des liens au sein des marchés est essentiellement due au processus d'intégration financière européen en marche depuis plus de 20 ans. Ils ont remarqué que ces corrélations ont connu une augmentation importante en 1996-1997 avant l'harmonisation des politiques monétaires européennes datant du 1er janvier 1999. Selon les auteurs, cette forte hausse s'explique par la prise en compte de ce facteur dans les anticipations des investisseurs.

Naoui, Khemiri et Liouane (2010) ont étudié la crise des subprimes sur onze pays en utilisant le modèle à corrélation conditionnelles et dynamiques fondé par Engle (2002). L'étude a porté sur les États-Unis et dix pays émergents, dont l'Argentine, le Brésil, la Corée du Sud, le Hong-Kong, l'Indonésie, la Malaisie, le Mexique, la Chine et le Taiwan. Ils ont trouvé une augmentation significative dans les corrélations dynamiques des pays émergents avec les États-Unis, sauf pour Shanghai. Ils ont noté un effet de contagion par le fait que les indices boursiers des pays émergents étaient étroitement liés à ceux des marchés Américains.

Malgré la myriade d'articles qui ont été publiés dans ce sens, les études concernant l'analyse de transfert de volatilité durant la dernière crise financière, entre les États-Unis et les pays asiatiques adoptant le système de finance islamique sont relativement rares. Le fait que cette crise est encore très récente explique sans doute le nombre peu élevé de recherches dans la littérature. Le présent chapitre s'inscrit dans cette logique et contribue à la littérature en étudiant la transmission de la volatilité entre les États-Unis et l'Indonésie, d'une part, et entre les États-Unis et la Malaisie d'autre part, durant la dernière crise financière. Nous allons tout d'abord présenter les modèles multi-variés, susceptibles d'analyser les interactions entre plusieurs actifs, en mettant l'accent sur le modèle *GARCH* à corrélations conditionnelles dynamiques (*DCC-GARCH*), vu sa capacité de prendre en compte aussi bien la variabilité des corrélations que la variabilité de la volatilité des actifs financiers.

2. Modèles multi-variés

2.1 Modèle VEC (Vector Error Correction)

Le modèle à correction d'erreur constitue la première extension directe du modèle ARCH au cas multivarié. Il a été introduit par Engle, Granger et Kraft (1984), Il s'agit d'un modèle ARCH bi-varié dans lequel chaque variance conditionnelle dépend non seulement de ses propres erreurs au carré des périodes précédentes, mais aussi celles de l'autre variable du système ainsi que du produit croisé des erreurs passées des deux variables. En appliquant la même extension sur le processus GARCH (1,1), nous obtenons la forme générale du modèle VEC (1,1) proposée par Bollerslev, Engle et Wooldridge (1988), Cette méthodologie permet une dépendance dynamique entre les séries étudiées, Le modèle VEC(1,1) est défini comme :

$$r_t = \mu_t + \epsilon_t \quad (5.1)$$

$$Vech(H_t) = c + \sum_{i=1}^q A_i vech(\epsilon_{t-1} - \epsilon'_{t-1}) + \sum_{j=1}^p B_j vech(H_{t-j}) \quad (5.2)$$

$$\epsilon_t / \Omega_{t-1} \sim N(0, H_t)$$

Avec :

r_t est un vecteur de rendements de dimension $n \times 1$;

μ_t est un vecteur de rendements espérés ;

Les résidus ϵ_t sont des vecteurs d'erreurs au temps t de dimension $n \times 1$;

Ω_{t-1} est l'ensemble d'informations au temps $t-1$;

Les résidus sont distribués selon une loi normale de moyenne 0 et de variance H_t ;

L'opérateur $vech(\cdot)$ appliqué à une matrice dispose les éléments du triangle inférieur de cette matrice en un vecteur ;

H_t est la matrice des variances covariances conditionnelles de dimension $n \times n$;

C est un vecteur de dimension $n \times (n+1)/2$;

A_i et B_i sont des matrices de paramètres de dimension $n \times (n+1)/2 \times n \times (n+1)/2$;

Pour le cas bi-varié, nous avons 21 paramètres à estimer :

$$\begin{pmatrix} h_{11,t} \\ h_{12,t} \\ h_{22,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_{11} \\ c_{12} \\ c_{22} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \epsilon_{1,t-1}^2 \\ \epsilon_{1,t-1} \epsilon_{2,t-1} \\ \epsilon_{2,t-1}^2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h_{11,t-1} \\ h_{12,t-1} \\ h_{22,t-1} \end{pmatrix} \quad (5.3)$$

Comme nous pouvons le voir ci-dessus, chaque variance et covariance conditionnelle est une fonction de toutes les variances et covariances conditionnelles de la période précédente. Il y a

deux variables et il y a déjà beaucoup de paramètres à estimer. L'inconvénient de cette approche réside dans le nombre élevé de paramètres à estimer, surtout quand le nombre de variables est élevé. En outre, les conditions pour obtenir la matrice des variances-covariances H_t définie positive sont restrictives. A cause de ces restrictions, le modèle VEC n'est pas beaucoup utilisé dans les études empiriques concernant la transmission de la volatilité (Felipe et Diranzo, 2005). Afin de remédier au problème du nombre élevé de paramètres à estimer, Bollerslev, Engle et Woolridge (1988) ont simplifié le VEC et ont introduit le VEC diagonal, Pour le cas bi-varié, nous avons 9 paramètres à estimer :

$$\begin{pmatrix} h_{11,t} \\ h_{12,t} \\ h_{22,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_{11} \\ c_{12} \\ c_{22} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_{11} & 0 & 0 \\ 0 & a_{22} & 0 \\ 0 & 0 & a_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \epsilon_{1,t-1}^2 \\ \epsilon_{1,t-1} \epsilon_{2,t-1} \\ \epsilon_{2,t-1}^2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_{11} & 0 & 0 \\ 0 & b_{22} & 0 \\ 0 & 0 & b_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h_{11,t-1} \\ h_{12,t-1} \\ h_{22,t-1} \end{pmatrix} \quad (5.4)$$

Cette approche réduit largement le nombre de paramètres à estimer, comme nous le voyons dans la formule, cependant les conditions afin d'assurer que H_t soit positive définie restent restrictives.

2.2 Modèle BEKK-GARCH

Le modèle BEKK-GARCH (Baba, Engle, Kraft, et Kroner) défini par Engle et Kroner (1995) est un modèle de matrice de covariances conditionnelles. C'est une extension du modèle VEC, car il nous permet d'obtenir H_t , la matrice des variances-covariances, positive définie et il ne requiert pas autant de paramètres à estimer.

Le modèle BEKK est représenté par :

$$H_t = C_0' C_0 + \sum_{i=1}^q A_i^{*'} \epsilon_{t-i} \epsilon_{t-i}' A_i^* + \sum_{j=1}^p B_j^{*'} H_{t-j} B_j^* \quad (5.5)$$

Avec :

A_i^* , B_i^* et C_0 sont des matrices de paramètres de dimension $n \times n$;

ϵ_{t-i} est un vecteur d'erreurs de dimension $n \times 1$;

La matrice C_0 est restreinte à être triangulaire supérieure. Le BEKK réduit le nombre de paramètres à estimer, mais sa computation reste lourde, due aux inversions de matrices (Silvennoinen et Terasvirta, 2008).

Pour la version bivariée , nous avons 11 paramètres à estimer

$$\begin{pmatrix} h_{11,t} & h_{12,t} \\ h_{21,t} & h_{22,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} \\ 0 & c_{22} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} \\ 0 & c_{22} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & c_{22} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \epsilon_{1,t-1}^2 & \epsilon_{2,t-1} \epsilon_{1,t-1} \\ \epsilon_{2,t-1} \epsilon_{1,t-1} & \epsilon_{2,t-1}^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & c_{22} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} h_{11,t-1} & h_{12,t-1} \\ h_{21,t-1} & h_{22,t-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{pmatrix} \quad (5.6)$$

Le modèle BEKK-GARCH bivarié a été utilisé par Karolyi (1995) afin d'analyser les transferts de rendements de marché et de la volatilité entre le Canada et les États-Unis ainsi que de la rapidité de ces interactions.

2.3 Modèle GARCH Multivarié

Ce modèle permet d'examiner les diverses interactions entre les séries financières. Il permet d'analyser à la fois les corrélations et les transferts de volatilité. Il est souvent utilisé afin de tester les transferts de volatilité dans les études portant sur la contagion (Silvennoinen et Teräsvirta, 2008). Il existe plusieurs spécifications au modèle GARCH multivarié. Nous allons mettre l'accent sur le modèle à corrélations conditionnelles.

Un GARCH bivarié peut s'écrire sous cette forme :

$$h_t = \begin{pmatrix} \alpha_{0,1} \\ \alpha_{0,2} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \alpha_{1,1} & \alpha_{1,2} \\ \alpha_{2,1} & \alpha_{2,2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \epsilon_{1,t-1}^2 \\ \epsilon_{2,t-1}^2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \beta_{1,1} & \beta_{1,2} \\ \beta_{2,1} & \beta_{2,2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h_{1,t-1} \\ h_{2,t-1} \end{pmatrix} \quad (5.7)$$

Où $\alpha_{0,1}$ et $\alpha_{0,2}$ sont les coefficients de la variance moyenne de long terme pour l'actif 1 et l'actif 2 respectivement, Les termes $h_{1,t-1}$ et $h_{2,t-1}$ représentent la variance conditionnelle au temps $t - 1$ pour l'actif 1 et l'actif 2 respectivement, Les erreurs au temps $t - 1$ de l'actif 1 et de l'actif 2 sont représentées respectivement par $\epsilon_{1,t-1}^2$ et $\epsilon_{2,t-1}^2$,

Les paramètres $\alpha_{1,1}$, $\alpha_{1,2}$, $\alpha_{2,1}$ et $\alpha_{2,2}$ sont les coefficients des erreurs autorégressives $\epsilon_{1,t-1}^2$ et $\epsilon_{2,t-1}^2$. La matrice α représente la sensibilité aux chocs de court terme de volatilité conditionnelle, Ce sont donc ces paramètres qui indiquent la sensibilité aux crises, Le paramètre $\alpha_{1,1}$ indique la sensibilité aux chocs de volatilité de l'actif 1 et $\alpha_{1,2}$ indique la

sensibilité de l'actif 1 aux chocs de volatilité de l'actif 2, Similairement, $\alpha_{2,2}$ définit la sensibilité aux chocs de volatilité de l'actif 2 et $\alpha_{2,1}$ exprime celle de l'actif 2 aux chocs de l'actif 1,

Les paramètres $\beta_{1,1}$, $\beta_{1,2}$, $\beta_{2,1}$ et $\beta_{2,2}$ sont les coefficients de la variance conditionnelle $h_{1,t-1}$ et $h_{2,t-1}$. La matrice β représente la persistance de la volatilité conditionnelle, Ce sont donc nous ces paramètres qui nous indiquent si l'actif reste longtemps affecté par les chocs, Alors, $\beta_{1,1}$ et $\beta_{2,2}$ représentent la persistance de la volatilité conditionnelle de l'actif 1 et 2 respectivement tandis que $\beta_{1,2}$ et $\beta_{2,1}$ représentent la persistance de la volatilité de l'actif 1 sur l'actif 2 et $\beta_{2,1}$ celle de l'actif 2 sur l'actif 1,

Ce sont donc les paramètres $\alpha_{1,2}$, $\beta_{1,2}$, $\alpha_{2,1}$ et $\beta_{2,1}$ qui nous intéressent particulièrement, car ils représentent l'interaction entre les deux actifs, la transmission de la volatilité pourra ainsi être étudiée par l'entremise de ces paramètres.

2.4 Modèle CCC-GARCH

Les modèles GARCH multi-variés à corrélations conditionnelles décomposent la matrice de corrélations en deux composantes, soit celle des écarts-types et celle des corrélations conditionnelles. Bollerslev (1990) introduit le premier modèle de corrélations qui est le modèle à corrélations conditionnelles constantes (CCC-GARCH). Il propose un modèle où les variances et covariances conditionnelles varient dans le temps et les corrélations conditionnelles restent constantes :

En reprenant l'équation (5.1) : $r_t = \mu_t + \epsilon_t$

$$\epsilon_t = H_t^{1/2} \varepsilon_t \quad (5.8)$$

$$H_t = D_t R D_t \quad (5.9)$$

Avec :

r_t : Vecteur $n \times 1$ de rendements de n actifs au temps t ,

μ_t : Vecteur $n \times 1$ d'espérances conditionnelles de r_t

ϵ_t : Vecteur $n \times 1$ d'erreurs conditionnelles de n actifs au temps t

Avec $E(\epsilon_t) = 0$ et $\text{cov}(\epsilon_t) = H_t$

H_t : matrice $n \times n$ des variances conditionnelles de ϵ_t

D_t : matrice diagonale $n \times n$ des écart-types conditionnels de ϵ_t

R : matrice $n \times n$ des corrélations constantes

ε_t : vecteur $n \times 1$ erreurs i.i.d, avec $E(\varepsilon_t) = 0$ et $E(\varepsilon_t' \varepsilon_t) = I_n$

La matrice H_t est décomposée en deux matrices :

$$D_t = \begin{pmatrix} \sqrt{h_{11,t}} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{22,t}} & \dots & \vdots \\ \vdots & 0 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sqrt{h_{nn,t}} \end{pmatrix} \quad (5.10)$$

$$R = \begin{pmatrix} 1 & \rho_{12} & \rho_{13} & \dots & \rho_{1n} \\ \rho_{21} & 1 & \rho_{13} & \dots & \rho_{2n} \\ \rho_{31} & \rho_{31} & 1 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \rho_{13} & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \rho_{n-1,n} \\ \rho_{n1} & \rho_{n2} & \dots & \rho_{n,n-1} & 1 \end{pmatrix} \quad (5.11)$$

Les éléments de la matrice d'écarts-types D_t sont obtenus à partir des résidus des GARCH univariés de chacune des variables à estimer et les éléments de la matrice de corrélations R ne varient pas dans le temps. Les études empiriques ont démontré que le modèle CCC est trop restrictif et irréaliste en supposant des corrélations conditionnelles constantes, car dans la pratique, elles varient dans le temps (Bauwens, Laurent et Rombouts, 2006).

2.5 Modèle DCC-GARCH

Engle (2002) introduit le modèle à corrélations conditionnelles dynamiques, le DCC-GARCH, en permettant à la matrice de corrélations conditionnelles de varier dans le temps. Ce modèle est une généralisation du modèle CCC-GARCH de Bollerslev (1990).

Avec les mêmes notations du modèle CCC-GARCH, sauf la matrice de corrélation qui est maintenant en fonction de temps. Nous pouvons écrire la matrice des variances conditionnelles en tenant compte des équations (5.1) et (5.8) :

$$H_t = D_t R_t D_t \quad (5.12)$$

C'est un modèle d'estimation en deux étapes. La première étape consiste à estimer la variance conditionnelle avec un GARCH uni-varié pour chacune des séries. Dans la deuxième étape, on utilise les résidus standardisés obtenus dans la première étape pour estimer les paramètres de la matrice des corrélations dynamiques. Ce modèle comporte des conditions permettant à

la matrice de covariances d'être positive définie en tout temps ainsi qu'à la covariance d'être stationnaire. Analogiquement au modèle CCC-GARCH, la matrice H_t est divisée en deux matrices, D_t et R_t . Les éléments de la matrice D_t proviennent des GARCH univarié estimés pour chacune des séries :

$$D_t = \begin{pmatrix} \sqrt{h_{1,t}} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{2,t}} & \dots & \vdots \\ \vdots & 0 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sqrt{h_{n,t}} \end{pmatrix} \quad (5.13)$$

Où

$$h_{it} = \alpha_{0,i} + \sum_{q=1}^{Q_i} \alpha_{iq} \epsilon_{i,t-q}^2 + \sum_{p=1}^{P_i} \beta_{ip} h_{i,t-p} \quad (5.14)$$

La matrice R_t est celle des corrélations conditionnelles des résidus standardisés, et elle est maintenant dynamique :

$$R_t = \begin{pmatrix} 1 & \rho_{12,t} & \rho_{13,t} & \dots & \rho_{1n,t} \\ \rho_{21,t} & 1 & \rho_{23,t} & \dots & \rho_{2n,t} \\ \rho_{31,t} & \rho_{31,t} & 1 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \rho_{n-1,n,t} \\ \rho_{n1,t} & \rho_{n2,t} & \dots & \rho_{n,n-1} & 1 \end{pmatrix} \quad 5.15$$

La matrice H_t doit être positive définie, car c'est une matrice de variances-covariances.

Afin d'assurer que H_t soit positive définie, il faut que aussi que R_t soit positive définie, car

$$H_t = D_t R_t D_t$$

La matrice D_t est toujours positive, car $D_t = \text{diag}(\sqrt{h_{1,t}}, \dots, \sqrt{h_{n,t}})$

Donc ses éléments sont toujours positifs. Il faut aussi s'assurer que les éléments de R_t doivent être compris entre 0 et 1, car ce sont des corrélations. Afin de s'assurer la positivité de R_t , ce dernier est décomposé en deux matrices :

$$R_t = Q_t^{*-1} Q_t Q_t^{*-1} \quad (5.16)$$

et

$$Q_t = (1 - \alpha_{DCC} - \beta_{DCC}) \bar{Q} + \alpha_{DCC} \epsilon_{t-1} \epsilon'_{t-1} + \beta_{DCC} Q_{t-1} \quad (5.17)$$

Où

$$Q_t^* = \begin{pmatrix} \sqrt{q_{11,t}} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sqrt{q_{22,t}} & \dots & \vdots \\ \vdots & 0 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sqrt{q_{nn,t}} \end{pmatrix} \quad (5.18)$$

Et où

$$Q_t = \begin{pmatrix} q_{11,t} & \sqrt{q_{11,t}}\sqrt{q_{22,t}} & \dots & \sqrt{q_{11,t}}\sqrt{q_{nn,t}} \\ \sqrt{q_{11,t}}\sqrt{q_{22,t}} & q_{22,t} & \dots & \sqrt{q_{22,t}}\sqrt{q_{nn,t}} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sqrt{q_{11,t}}\sqrt{q_{nn,t}} & \sqrt{q_{22,t}}\sqrt{q_{nn,t}} & \dots & q_{nn,t} \end{pmatrix} \quad (5.19)$$

La matrice Q_t doit être positive définie afin que R_t le soit aussi.

$\bar{Q} = cov(\epsilon_t \epsilon_t') = E(\epsilon_t \epsilon_t')$: Soit la covariance non conditionnelle des résidus standardisés obtenus par les GARCH uni-variés. Notons que α_{DCC} et β_{DCC} sont des scalaires.

Les conditions suivantes doivent être respectées afin d'assurer que H_t soit positive définie :

$$Q_t = (1 - \sum_{i=1}^p \alpha_{DCC,i} - \sum_{j=1}^q \beta_{DCC,j}) \bar{Q} + \sum_{i=1}^p \alpha_{DCC,i} (\epsilon_{t-i} \epsilon_{t-i}') + \sum_{j=1}^q \beta_{DCC,j} Q_{t-j} \quad (5.20)$$

En simplifiant le modèle à $p = q = 1$

Nous allons définir le modèle $DCC-GARCH(1,1)$ qui s'écrit sous la forme

$$h_{11,t} = \alpha_{01} + \alpha_{11} \epsilon_{1,t-1}^2 + \beta_{1,1} h_{11,t-1} \quad (5.21)$$

$$h_{22,t} = \alpha_{02} + \alpha_{21} \epsilon_{2,t-1}^2 + \beta_{2,1} h_{22,t-1} \quad (5.22)$$

Ce sont les équations de la variance conditionnelle obtenues à partir de l'équation

$$h_{it} = \alpha_{0,i} + \sum_{q=1}^{Q_i} \alpha_{iq} \epsilon_{i,t-q}^2 + \sum_{p=1}^{P_i} \beta_{ip} h_{i,t-p} \quad (5.23)$$

$$H_t = \begin{pmatrix} h_{11,t} & h_{12,t} \\ h_{21,t} & h_{22,t} \end{pmatrix} \quad (5.24)$$

$$R_t = Q_t^{*-1} Q_t Q_t^{*-1} \quad (5.25)$$

$$Q_t = (1 - \alpha_{DCC} - \beta_{DCC})\bar{Q} + \alpha_{DCC}\epsilon_{t-1}\epsilon'_{t-1} + \beta_{DCC}Q_{t-1} \quad (5.26)$$

Les avantages du modèle *DCC-GARCH* sont la modélisation directe de la variance et de la covariance et ainsi que sa flexibilité. Nous allons essayer de mettre en pratique ce modèle pour cerner les mécanismes de transmissions de crise entre le marché Américain et les marchés Malaisien et Indonésien. Pour ce faire, nous allons essayer de mesurer l'interdépendance entre l'indice phare des Etats unis le *S&P 500* et l'indice islamique Malaisien *KLSI* d'une part, et entre le même indice américain et l'indice Indonésien *JII* d'autre part. Pour appréhender avec finesse, les mécanismes de transmission de la volatilité du marché américain aux autres marchés, nous allons raisonner sur la période de la crise (2007-2008).

3. Résultats empiriques

Nous allons commencer d'abord par analyser l'interaction entre l'indice boursier phare des Etats-Unis le *S&P 500* et son homologue islamique le *S&P Sharia*. L'actif 1 étant l'indice conventionnel et l'actif 2 étant son homologue islamique.

Tableau 38: Paramètres du modèle *DCC-GARCH* pour le *S&P 500* et le *S&P Sharia*

Variable	Coeff	Std Error	T-Stat	Signif
α_{01}	0.000006	0.0000007	4.28	0.000
α_{02}	0.000003	0.0000007	4.40	0.000
α_{11}	0.10161	0.01342	7.57	0.000
α_{21}	0.10693	0.01422	7.52	0.000
β_{11}	0.88327	0.01321	66.85	0.000
β_{21}	0.87516	0.01437	60.88	0.000
α_{DCC}	0.05718	0.01060	5.39	0.000
β_{DCC}	0.93340	0.01621	57.55	0.000

Nous remarquons d'après le tableau 38 exhibant les paramètres du modèle *DCC-GARCH* (1.1) que tous les coefficients du modèle sont significatifs.

Les coefficients α_{01} et α_{02} , qui représentent les seuils minimums en deçà desquels la volatilité ne peut pas descendre, affichent des valeurs proches de 0 qui sont respectivement de 0.000006 pour le *S&P 500* et de 0.000003 pour son homologue islamique *S&P Sharia*. La significativité des coefficients α_{11} et α_{21} de valeurs de 0.10161 pour le *S&P 500* et de

0.10693 pour son homologue islamique le *S&P Sharia*, confirment la sensibilité des deux indices boursiers à leurs propres chocs. En fait, ces chocs coïncident avec la période de la crise financière. Nous remarquons également que les deux indices boursiers ont atteint un niveau élevé de persistance de la volatilité avec un β_{11} de 0.88327 pour le *S&P 500* et β_{21} de 0.87516 pour le *S&P Sharia*. Enfin, les paramètres de corrélation conditionnelle sont significatifs. Le coefficient α_{DCC} étant égale à 0.05718 est proche de la valeur de 0 et β_{DCC} étant égale à 0.93340 est proche de la valeur de 1. Le coefficient β_{DCC} montre une forte corrélation conditionnelle entre les deux indices. Ces résultats concordent avec la littérature empirique qui soutient que α_{DCC} est proche de 0 et β_{DCC} est proche de 1 (Hammoudeh, Yuan, McAleer et Thompson, 2010). La persistance de la corrélation conditionnelle calculée à travers la somme de α_{DCC} et β_{DCC} est très importante, elle atteint 0.98 et proche de 1.

Au vu de ces résultats concluants, nous pouvons avancer que les deux indices sont fortement interdépendants. La crise financière a joué particulièrement un rôle important de catalyseur favorisant la transmission de la volatilité de l'indice conventionnel *S&P 500* vers son homologue islamique le *S&P Sharia*.

Nous allons maintenant analyser cette interdépendance entre le marché américain représenté par son indice boursier phare le *S&P500* et entre le marché indonésien représenté par l'indice Jakarta Islamic Index ou le *JII*.

Les résultats du modèle *DCC-GARCH* (1.1) sont présentés dans le tableau 39.

Tableau 39: Paramètres du modèle DCC-GARCH pour le *S&P 500* et le *JII*

Variable	Coeff	Std Error	T-Stat	Signif
α_{01}	0.0000517	0.00000298	1.73	0.083
α_{02}	0.0000255	0.000014	1.83	0.068
α_{11}	0.060299	0.0279073	2.16	0.031
α_{21}	0.0218602	0.0756818	2.89	0.004
β_{11}	0.8846159	0.0519168	17.04	0.000
β_{21}	0.6820429	0.0980449	6.96	0.000
α_{DCC}	0.1094973	0.0676441	1.62	0.106
β_{DCC}	0.8170304	0.0984043	8.30	0.000

Eu égard aux résultats de l'estimation du modèle *DCC-GARCH* (1.1), nous remarquons que la sensibilité des deux indices vis-à-vis de leurs propres chocs est significative. La persistance de la volatilité des deux indices est également importante pour les deux indices. Les paramètres de corrélation conditionnelle dont le β_{DCC} est de 0.82 montre une forte interdépendance entre le marché américain et indonésien. Nous soulignons également que la persistance de la corrélation conditionnelle a atteint un niveau très élevé de 0.92 et proche de 1.

Une analyse similaire est conduite pour modéliser cette interaction entre le marché américain et le marché malaisien à travers son indice *KLSI*. Les résultats du modèle *DCC-GARCH* (1.1) sont lisibles sur le tableau 40.

Tableau 40: Paramètres du modèle DCC-GARCH pour le S&P 500 et le KLSI

Variable	Coeff	Std Error	T-Stat	Signif
α_{01}	0.00000238	0.00000084	2.83	0.005
α_{02}	0.00000151	0.0000006	2.50	0.012
α_{11}	0.0953645	0.013745	6.94	0.000
α_{21}	0.1634143	0.0270113	6.05	0.000
β_{11}	0.8954212	0.0134915	66.37	0.000
β_{21}	0.8417103	0.0237424	35.45	0.000
α_{DCC}	0.0058255	0.0088754	0.66	0.512
β_{DCC}	0.9670098	0.0170531	56.71	0.000

Nous constatons les mêmes résultats qui plaident pour l'existence d'une forte interdépendance entre le marché américain et le marché malaisien avec une persistance de corrélation conditionnelle très forte affichant une valeur de 0.97.

Ainsi, nous avons prouvé l'existence d'une forte interdépendance entre le marché d'actions américain, et les deux marchés d'actions islamiques Malaisien et Indonésien. La crise financière a illustré clairement l'effet de contagion rapide induit par la mondialisation financière. Nous avons utilisé le modèle *DCC-GARCH* pour cerner le phénomène de contagion financière dans la période de la crise financière. En dépit des propriétés de stabilité intrinsèque de la finance islamique, nous avons prouvé une forte persistance à la fois de la corrélation (entre l'indice boursier américain et les deux autres indices islamiques) et de la volatilité. La stabilité de la finance islamique trop discutée dans la littérature reste relative eu égard à ces résultats.

En fait, la stabilité de la finance islamique et sa contribution dans la stabilité du système financier mondial a été trop discuté dans la littérature financière. Dans le contexte actuel de crise financière, certains économistes affirment que les propriétés intrinsèques de la finance islamique constituent un bouclier efficace contre une exposition excessive, conférant ainsi à l'économie un degré de sécurité bien plus élevé (Noyer, 2009).

En fait, les principes fondamentaux de la finance islamique à savoir la prohibition de l'intérêt usuraire et l'étroite liaison recommandée entre le secteur financier et l'économie réelle sont, à priori, des facteurs incontournables de stabilité. De surcroît, les dispositifs de partage de profits et de perte et l'achat et la revente des biens et services constituent les piliers du système financier islamique. Cependant l'analyse de ces principes qui restent théoriques ne peut pas résoudre la problématique relative à la relation entre finance islamique et stabilité financière, il faut immanquablement la compléter par une analyse empirique (Noyer, 2009).

Les résultats de notre analyse empirique indiquent que la croyance générale qui stipule que les marchés financiers islamiques sont à l'abri des chocs financiers en raison de leur nature sans intérêt est à revoir. Compte tenu de cette conclusion, les opérateurs de la finance islamique sont tenus à adopter des pratiques de gestion prudente des risques, et de concevoir des mécanismes de couverture appropriés pour préserver la stabilité des marchés financiers islamiques en période d'incertitude économique et financière. Plusieurs approches ont été élaborées dans ce sens, notamment la politique macro-prudentielle, dont l'objectif principal est de limiter les risques systémiques et éviter l'exposition de la sphère réelle de l'économie aux risques des perturbations dévastatrices des systèmes financiers.

En fait, l'économie internationale contemporaine est une économie d'interdépendance, où les cycles économiques s'étendent au-delà des frontières. Plusieurs mesures ont été prises, dans le cadre de la politique macro-prudentielle, pour maîtriser les risques systémiques découlant de l'interdépendance entre les marchés.

La banque centrale de l'Inde, par exemple, a mis en place un cadre approprié pour l'évaluation du risque systémique. En fait, elle a développé des indicateurs et des cartes de stabilité, mettant en lumière les tensions systémiques dans le système financier. D'abord, ces indicateurs sont élaborés en agrégeant les informations provenant de différentes composantes du système financier dans sa globalité. Ensuite, ces informations sont synthétisées dans une statistique unique qui mesure l'état actuel de l'instabilité dans le système financier

(Charabarty, 2014). D'autres mesures de stabilité ont été mises en place, dans l'expérience de l'Inde, notamment celles qui rendent compte des dépendances négatives entre les marchés d'actions, en utilisant les données des indices boursiers, et qui essayent d'estimer la contribution des différents marchés au risque systémique. Il convient ainsi, d'adapter cette approche aux pays émergents ayant implanté la finance islamique comme composante de l'économie, pour préserver la stabilité de la finance islamique, et éviter les perturbations systémiques.

Conclusion

La crise financière a ainsi mis en évidence une interdépendance très élevée entre les marchés financiers à travers le monde, en particulier entre le marché d'actions Américain et les deux marchés d'actions islamiques Malaisien et Indonésien. Nous avons essayé à travers ce chapitre d'appréhender cette interaction en termes de volatilité entre l'indice boursier *S&P 500* et entre respectivement son homologue islamique *S&P Sharia*, le *JII* et le *KLSI*. La forte volatilité de l'indice *S&P 500*, en période de crise, a été clairement transmise vers les autres indices boursiers islamiques. La modélisation de cette transmission a été réalisée par le modèle à corrélations conditionnelles et dynamiques (*DCC-GARCH*). Les marchés d'actions islamiques, vue cette forte interdépendance, ne sont pas complètement à l'abri de la crise. L'originalité de la démarche méthodologique suivie réside dans l'abandon d'une hypothèse souvent retenue dans les études empiriques en finance, celle de la constance des coefficients de corrélation entre les actifs financiers.

En bref, la finance islamique n'évolue pas dans une aire financière parallèle et immunisée, mais elle se retrouve face à son environnement marqué par une interdépendance avec le marché financier international qui connaît de plus en plus des chocs récurrents et imprévisibles, et dont il faut des mesures préventives pour atténuer les effets des chocs sur la sphère réelle de l'économie.

Références

Bollerslev T. (1990), *Modelling the coherence in short-run nominal exchange rates : A multivariate generalized ARCH model*, The Review of Economies and Statistics, p. 498-505.

Chakrabarty, K (2014), *Cadre pour la conduite de la politique macro-prudentielle en Inde : expériences et perspectives*, Banque de France · Revue de la stabilité financière, N° 18.

Edwards S. and Susmel, R. (2001), *Volatility dependence and contagion in emerging equity markets*. Journal of Development Economics, Vol. 66(2), 505-532.

El Ghini, A, Saidi, (2013), *Financial Market Contagion During the Global Financial Crisis: Evidence from the Moroccan Stock Market*," MPRA Paper 53392, University Library of Munich, Germany.

Engle, R. F. and Kroner F. K. (1995), *Multivariate Simultaneous Generalized ARCH*. Econometric Theory, Vol. 11, 122–150.

Hammoudeh S.M., Y. Yuan, M. McAleer et M. A. Thompson. (2010), *Precious metals-exchange rate volatility transmissions and hedging strategies*, International Review of Economies and Finance, vol. 19, no4, p. 633-647.

Karoly, G. and M. Stulz, (1996), *Why Do Market Move Together ? An investigation of USJapan Stock Return Comovements*, The Journal of Finance, 51, 3, 951-986.

Kassim, A (2013), *The global financial crisis and the integration of Islamic stock indexes in developed and developing countries*, Asian Academy of Management Journal of Accounting and Finance, Vol. 9, No. 2, 75–94, 2013.

Kim, S., Moshirian F. and Wu E., (2005), *Dynamic Stock Market Integration Driven by the European Monetary Union: An Empirical Analysis*, Journal of banking & finance, 29, 2475-2592.

King, M, & Wadhvani S. (1990), *Transmission of volatility between stock markets*. The Review of Financial Studies, 3, 5–33.

Lee, S. B., & Kim, K. J. (1993), *Does the October 1987 crash strengthen the co-movements among national stocks markets?* Review of Financial Economics, 3, 89–102.

Longin, L. and B. Solnil, (2001), *Extreme Correlation of International Equity Market*, The Journal of Finance , 56, 649-676.

Naoui K. , S. Khemiri et N. Liouane (2010), *Crises and Financial Contagion : The Subprime Crisis* », Journal of Business Studies Quarterly, Volume 2, nol , p.15-28.

Neaime, S. (2012), *The global financial crisis, financial linkages and correlations in returns and volatilities in emerging MENA stock markets*. Emerging Markets Review, 268–282.

Noyer, C.(2009), *Stabilité mondiale, l'avenir des marchés de capitaux et de la finance islamique en France*, Banque de France.



Silvennoinen, A. & Teräsvirta, T. (2009). *Modeling Multivariate Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with the Double Smooth Transition Conditional Correlation GARCH Model*. Journal of Financial Econometrics, Society for Financial Econometrics, Vol. 7(4), 373–411.

CONCLUSION GENERALE

La finance islamique est actuellement l'une des thématiques les plus débattues dans les cercles de recherche économiques. La crise financière américaine causée par les hypothèques à haut risque s'est transformée en une crise économique globale. L'interdépendance des marchés, conséquence de la globalisation financière, a métamorphosé une crise à dimension locale en une dépression globale. La plupart des pays industrialisés ont beaucoup souffert de cette crise. Cette dernière n'a même pas épargné les pays ayant implanté la finance islamique en particulier la Malaisie et l'Indonésie.

Nous avons d'abord mis en exergue certains faits stylisés observés empiriquement dans les marchés financiers. Leur projection aux indices boursiers islamiques a montré que ces derniers font preuve des mêmes propriétés stochastiques à l'instar de leurs homologues conventionnels. Nous avons procédé à la modélisation de la volatilité des indices boursiers islamiques et de leurs homologues conventionnels. Nous avons constaté que les indices islamiques *S&P Sharia*, *DJIMI*, *MSCI Islamic* et *FTSE Sharia* ont enregistré une volatilité d'une ampleur moins importante que celle de leurs homologues conventionnels. Ceci confirme la résilience relative des indices boursiers islamiques face à la crise qui a affecté la finance islamique, dès que cette crise a touché la sphère réelle de l'économie. Cependant, nous avons constaté que deux indices islamiques (L'indice Malaisien *KLSI* et l'indice Indonésien *JII*) ont été plus volatiles que leurs homologues conventionnels. En fait, même si les institutions islamiques ont évité l'exposition à la crise des *subprimes*, elles ont été soumises à l'effet de second tour de la crise à portée planétaire, à cause de sa durée prolongée, et à cause de l'effet de la contagion.

Ensuite, nous avons instrumentalisé les faits stylisés pour analyser la persistance de la volatilité par le modèle *FIGARCH*. Ce modèle a le principal avantage de capturer la propriété de mémoire longue présente dans la composante de la volatilité. Les résultats ont été concluants et ont dégagé une persistance significative de la volatilité des indices boursiers islamiques.

Par ailleurs, nous avons étudié la structure fractale des indices islamiques. Les fractales désignent des objets dont la structure est invariante par changement d'échelle. Les domaines d'application des fractals sont très nombreux. Récemment, la finance est devenue l'un des champs cibles des fractales vue leur capacité à modéliser les risques extrêmes. Nous avons

ainsi mis en évidence le caractère multi-fractal des indices boursiers islamiques. Cette multi-fractalité se base sur deux propriétés : la propriété d'autosimilarité et la propriété d'invariance d'échelle. La modélisation multi-fractale trouve sa particularité dans sa capacité de capturer tous les faits stylisés des marchés financiers, en particulier la mémoire longue et le regroupement de la volatilité par paquets (Clustering volatility).

La modélisation multi-fractale offre une nouvelle piste d'étude des séries financières dont les résultats sont très prometteurs et ouvrent de nouvelles perspectives sur l'approche prévisionnelle des séries financières. Cela permettra sans doute à la finance islamique d'éviter les dérives de la modélisation classique et ses imperfections prévisionnelles.

Compte tenu de la persistance et de la variabilité importante de la volatilité, nous avons jugées nécessaire d'analyser, dans le dernier chapitre, l'interdépendance entre le marché d'actions Américain, en tant que marché générateur de la crise, et entre les marchés d'actions islamiques. Cette analyse nous a permis de cerner les mécanismes de transmission de la volatilité en période de crise, du marché américain vers les deux marchés d'actions islamiques Malaisiens et Indonésiens. Nous avons prouvé que la volatilité a été transmise effectivement du marché Américain vers les deux marchés. Nous avons également remarqué que la corrélation conditionnelle et sa persistance étaient significatives. Cela explique clairement les répercussions de la crise sur l'économie islamique.

Notre thèse a ainsi contribué à l'analyse empirique d'une nouvelle classe d'indices boursiers récemment créés. La contribution couvre deux principaux apports. D'une part, nous avons appréhendé le comportement économétrique des indices boursiers islamiques, à travers la mise en évidence des principaux faits stylisés. Les résultats étaient concluants quant à la significativité et la persistance de la volatilité, et quant à la structure fractale de ces indices. D'autre part, nous avons prouvé empiriquement une forte interdépendance entre le marché boursier américain et les marchés Malaisien et Indonésien. Une forte corrélation a été détectée entre les marchés, ainsi qu'une persistance significative de cette corrélation.

Malgré l'engouement à l'égard de la finance islamique, cette dernière n'a pas été complètement à l'abri de la crise économique. Nous avons déjà prouvé empiriquement que les paramètres de la volatilité conditionnelle relatifs aux des indices boursiers islamiques ont été significativement importants. En effet, la finance islamique opère dans un environnement très compliqué. Elle est exposée aux interférences avec un grand nombre d'opérateurs sur le marché mondial. La libéralisation et la globalisation financière conjuguées à

l'interdépendance des marchés financiers sont notamment les grands défis que doit relever la finance islamique afin de se protéger contre les crises éventuelles et contre le phénomène de contagion financière

Avant même la crise financière de 2007, la banque islamique de Dubaï a connu une crise. (Crise des *Sukuks*). En fait, la crise de la banque islamique de Dubaï a suscité des doutes sur la crédibilité de la finance islamique. Plusieurs facteurs sont à l'origine de cette crise. D'abord le Dubaï fonde son modèle de croissance sur des secteurs fragiles en particulier le tourisme et le luxe. Mohamed Nouri²² a souligné que « *ses succès antérieurs n'étaient fondés ni sur la production ni sur l'économie purement réelle, mais s'appuyaient plutôt sur la spéculation immobilière et une économie de l'opulence* ». Il convient ainsi de relativiser ce succès en le plaçant dans le contexte actuel représenté par une industrie relativement naissante.

La Maroc avait également connu un échec dans ce sens. Dar Assaffa, une filiale du groupe bancaire marocain Attijari Wafa-Bank a lancé pour la première fois 4 produits financiers censés être conformes à la Sharia qui sont : Safaa Immo, Safaa Auto, Safaa Conso et Safaa Tajhiz. Ces produits ont été surtaxés et par conséquent n'étaient pas compétitifs par rapport aux produits existants sur le marché. En fait, la formule de financement Safaa Immo, qui consiste à acheter un bien immobilier par la banque et à le revendre au client, fait ressortir deux opérations commerciales qui sont toutes les deux taxées. Le résultat est que le produit final livré au client est plus cher que les produits immobiliers classiques. Ainsi, en l'absence de mesures fiscales d'accompagnement, les formules de financement proposées par cette banque seront vouées à l'échec.

Plusieurs défis sont à relever par les opérateurs de la finance islamiques. Boubjellal (2010) a mis en évidence certains défis, à savoir les barrières réglementaires, et l'absence de l'organisme gestionnaire. Nous pouvons également ajouter le défi de la contagion financière en tant que catalyseur des risques systémiques. A cause de la contagion, nous avons détecté empiriquement une forte interdépendance entre les marchés d'actions Malaisien et Indonésien et le marché d'actions Américain. Ce phénomène a fait muter une crise localisée au début aux Etats-Unis en une crise globale n'épargnant aucun pays. Ainsi, les opérateurs de la finance islamique sont tenus de prendre les mesures appropriées pour renforcer la stabilité de la finance islamique, et renforcer également sa résistance relative face aux crises.

²² Interview de Mohamed Nouri, président du COFFIS, interview du Saphir news, 21 Décembre 2009.

Face aux problèmes d'instabilité, en tant que facteur exogène pour la finance islamique, plusieurs mesures à l'échelle économique mondiale ont été prises et ont donné naissance aux réformes élaborées par les comités Bâle I, II et III, susceptibles de maîtriser les risques bancaires (le risque de crédit, le risque opérationnel, et le risque de marché). Ce sont des réformes micro-prudentielles. Cependant, cette approche présente des limites. En fait, elle ne couvre pas les risques systémiques qui sont de plus en plus déclenchés actuellement par les crises financières. Une nouvelle politique dite politique macro-prudentielle a vu le jour, et qui a pour objectif d'éviter ou limiter autant que possible les crises mettant en jeu la stabilité de l'économie réelle.

Les résultats de notre thèse peuvent être instrumentalisés pour explorer de nouvelles pistes. D'abord, la modélisation de la volatilité pourrait avoir des implications managériales en termes d'allocations d'actifs et de choix d'investissements, en analysant les indices islamiques plus profondément, par secteur d'activité, ou par critère géographique.

Ensuite, la mise en évidence de la fractalité des indices boursiers islamiques pourrait servir pour faire des prévisions à toute échelle de temps, en tirant profit de la propriété de l'invariance par changement d'échelle. Cette nouvelle théorie permettrait de faire la prévision des risques extrêmes, et agir par conséquence sur le marché avant l'émergence d'une éventuelle crise.

Enfin, il est évident que l'instabilité, en tant que caractéristique inhérente au système actuel, a dominé le paysage financier mondial, et n'a pas épargné également les institutions financières islamiques. La transmission des crises à travers l'effet de la contagion financière n'est pas entièrement maîtrisée. La mise en place de la politique macro-prudentielle peut sans doute solidifier le système islamique, et réduire l'effet de la contagion des crises. En fait, cette politique s'intéresse au système financier dans son ensemble et ses interactions avec le système économique. Elle revêt un caractère plus préventif en se basant sur l'étude des cycles, des déséquilibres ou des bulles financières.

La politique macro-prudentielle est donc un facteur incontournable et complémentaire de la politique micro-prudentielle (qui se concentre davantage sur la surveillance de chaque institution) pour maîtriser le risque systémique. Ainsi, l'étude des mécanismes de cette politique et sa mise en place pourrait contribuer largement à la littérature économique, en ce qui concerne l'impact de la mise en place d'une telle politique sur la solidité du système financier islamique et sa résistance face aux chocs financiers. Cette voie de recherche met en

relation étroite la finance et la sphère réelle de l'économie. Plusieurs pistes sont à envisager dans ce sens, en particulier la mise en place des méthodes récentes, à savoir la modélisation de réseau. Cette méthode représente une plate-forme de simulation de crise par contagion pour le système financier, et permet d'examiner les interdépendances existantes entre les différentes institutions, et de mesurer la contribution de chaque établissement au risque systémique. Ce simulateur permet également d'évaluer l'éventuelle perte de fonds propres affectant le système financier en raison de la défaillance aléatoire d'un ou de plusieurs établissements financiers (Chakrabarty, 2014). Il convient alors de mettre en place ces méthodes économétriques issues de la politique macro-prudentielle et de l'appliquer sur les marchés financiers islamiques. Cela aura un impact considérable sur les systèmes économiques ayant implanté la finance islamique, en matière de renforcement de la stabilité macro-financière, et évitera également l'exposition de la finance islamique aux risques systémiques.

Malgré l'importance de notre étude, nous nous sommes confrontés à nombreuses difficultés. D'abord la non disponibilité des données plus récentes, et le fait que la plupart des indices islamiques sont fraîchement créés nous a imposé de travailler avec un échantillon qui n'est pas très large de données, en particulier pour les indices créés après 2007. Or l'analyse multi-fractale et l'étude des processus de mémoire longue exigent un nombre très important de données. L'analyse de données financières intra-quotidienne est une voie souhaitable pour perfectionner l'étude. Cela permettrait d'envisager des prévisions à toutes les échelles d'observation.

D'autres pistes restent à explorer en matière de modélisation stochastique, à savoir l'exploitation des modèles multi-fractales, en particulier le modèle multi-fractal des actifs financiers (*Multifractal model of asset returns*), ou le modèle de marche aléatoire multi-fractale (*Multifractal Random Walks*). En instrumentalisant ces modèles, nous pouvons opter pour la modélisation de la valeur à risque (VAR) multi-fractale. Cette voie apparaît comme une alternative intéressante aux modèles consensuels, permettant une meilleure anticipation des événements extrêmes, grâce à la prise en compte de distributions asymétriques et leptokurtiques, et grâce également à l'exploitation des propriétés d'échelles et de l'autosimilarité.

BIBLIOGRAPHIE GENERALE

Article de périodiques

- Aglietta Michel, « Risque systémique et politique macroprudentielle : une nouvelle responsabilité des banques centrales. », *Revue d'économie financière* 1/2011 (N° 101) , p. 193-204.
- Ahmad, Z., and H. Ibrahim. (2002), *A study of Performance of The KLSE Syariah Index*, *Malaysian Management Journal* 6 (1 & 2): 25-34.
- Baillie, R.T., Bollerslev, T. (1989), *The Message in Daily Exchange Rates: A Conditional Variance Tale* , *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 7, pp.297-305.
- Baillie, R.T., Bollerslev, T. Mikkelsen, H.O. (1996), *Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* , *Journal of Econometrics*, Vol. 73, pp.3-20.
- Baillie, R.T, McMahon, P. (1989), *The Foreign Exchange Market* , Cambridge University Press, Cambridge.
- Bollerslev, T. et Mikkelsen H. O.(1996), *Modeling and pricing long memory in stock market volatility*, *Journal of Econometrics*, Vol. 73, 151-184.
- Breidt, F.J., Crato, N, et De Lima, P.(1998), *The detection and estimation of long memory in stochastic volatility*, *Journal of Econometrics*, Vol. 83, 325-348.
- Black, F.(1976), *Studies of Stock Price Volatility Changes*. *Proceedings of the Business and Economics Section of the American Statistical Association*, 177–181.
- Black, F. and Scholes, M. (1973), *The pricing of options and corporate liabilities*. *Journal of Political Economy*, 81, 637-654.
- Blanchard Olivier (2014), "les dangers qui nous guettent", *Finance & Développement*, Septembre 2014.
- Bollerslev, T., (1987), *A Conditionally Heteroskedastic Time Series Models for Speculative Prices and Rates of Return*, *Review of Economics and Statistics*, Vol.69, pp. 542-547.
- Bollerslev, T. (1986), *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*, *Journal of Economic Surveys*, 7, pp. 305-62.
- Bollerslev, T., Chou, R., and Kroner, K. (1992), *ARCH Modeling in Finance*, *Journal of Econometrics*, Vol- 52, pp. 5–59.
- Bollerslev, T., Engle, R.F., Wooldridge, J.M.(1988), *A Capital Asset Pricing Model with Time-Varying Covariance's*, *Journal of Political Economy*, 96, pp 116-31.



- Bollerslev T. (1990), *Modelling the coherence in short-run nominal exchange rates : a multivariate generalized ARCH model* , The Review of Economics and Statistics, p. 498-505.
- Box, G.E.P and Jenkins, G.M.(1976) .*Time Series Analysis: forecasting and control*. Holden-Day .
- Brasseul, J.(2004), *Histoire des faits économiques*, Armand Colin,Markets Economic Letters, Vol. 22, pp. 375-380.
- Calvet (L.) et Fisher (A.) (2007), *Multi-frequency news and stock returns*, Journal of Financial Economics, vol. 86, p. 178-212.
- Calvet, L., Fisher (A.) et Mandelbrot, B. (1997), *the multi-fractal model of asset returns*, Cowles Foundation Discussion Papers.
- Chapra, U. (2008). *Discussion Forum on the Financial Crisis: Comments from Islamic Perspective*. IIUM Journal of Economics and management, Vol.16, no. 2.
- Chakrabarty,K (2014), *Cadre pour la conduite de la politique macro-prudentielle en Inde : expériences et perspectives*, Banque de France · Revue de la stabilité financière, N° 18.
- Chiadmi, MS,. Ghaiti, F. (2012), *Modeling Volatility Stock Market using the ARCH and GARCH Models: Comparative Study between an Islamic and a Conventional Index (SP Shariah VS SP 500)*, International Research Journal of Finance and Economics ISSN 1450- 2887 Issue 91.
- Charles, A and Darné, O and Pop, A (2010) ,*Are Islamic Indexes More Volatile Than Conventional Indexes? Evidence from Dow Jones Indexes*, working paper, LEMNA.
- Cihak, M. et H. Hesse. (2008), *Islamic Banks and Financial Stability : An Empirical Analysis*, IMF Working Paper.
- Coulson, N.E. and R.P. Robins, (1985), *Aggregate economic activity and the variance of inflation:Another look*, Economics Letters 17, 71-75.
- Chou, R. Y (1988), *Volatility persistence and stock valuations: some empirical evidence using GARCH*, J. Appl. Econometrics 3,279–94.
- Cheung, Y.W., (1993), *Long Memory in Foreign Exchange Rates* , Journal of Business and Economic Statistics, Vol. 11, pp. 93-101.
- Chung, C. F., 2001, *Estimating the fractionally integrated GARCH model*, National Taiwan University discussion paper.
- Cont, R.(2000), *Empirical properties of asset returns: stylized facts and statistical issues*, Quantitative Finance, Volume 1 (2001) 223–236.
- Corbae, D et Ouliaris, S. (1986), *Robust Tests for Unit Roots in the Foreign Exchange*. Economics Letters, Volume 22, Issue 4, 1986, pp 375–380.

- Cornell, W.B. et Dietrich, J.K (1978), *The Efficiency of the Foreign Exchange Market Under Floating Exchange Rates*, Review of Economics and Statistics, Vol. 60, pp. 111-120.
- Day, T.E. and Lewis, C.M. (1992), *Stock Market Volatility and the information content of stock options*, Journal of Econometrics, 52, pp 267-287.
- Dickey, D., and W. Fuller (1979), *Distribution of the Estimator for the autoregressive Time Series with a Unit Root*, Journal of the American Statistical Association, 74, 427-431.
- Dooley, M.P and Shafer, J. (1983), *Analysis of Short Run Exchange Rate Behavior: Marsh 1973 to November 1981*, dans D. Bigman et T. Taya (eds.), *Exchange Rate and Trade Instability: Causes, Consequences and Remedies*, Cambridge, MA: Ballinger.
- Domowitz, I., Hakkio, C.S.(1985), *Conditional Variance and the Risk Premium in the Foreign Exchange Market*, Journal of International Economics, 19, pp. 47-66.
- Élie, B.(2009), *L'origine de la crise*, Université du Québec à Montréal.
- Engle, R.F. (1982), *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with estimates of the Variance of U.K. Inflation*, Econometrica, 50, pp 987-1008.
- Engle, R., Hendry, D., Trumble, D., (1985), *Small-sample properties of ARCH estimators and tests*, Canad. J. Economics, 18, pp. 66-93.
- Engle, F., Lilien, M., Robins, P. (1987), *Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The Arch-M Model*, Econometrica, Vol. 55, No. 2.
- Engle, R.F., et T. Bollerslev. (1986), *Modelling the persistence of conditional variances*, Econometric reviews, Vol. 5, 1-50.
- Engle, R. F. and Kroner F. K. (1995). *Multivariate Simultaneous Generalized ARCH*. Econometric Theory, Vol. 11, 122-150.
- Edwards S. and Susmel, R. (2001). *Volatility dependence and contagion in emerging equity markets*, Journal of Development Economics, Vol. 66(2), 505-532.
- El ghini, A., Saidi, Y. (2013), *Financial Market Contagion During the Global Financial Crisis: Evidence from the Moroccan Stock Market*, MPRA Paper 53392, University Library of Munich, Germany.
- Fadhlaoui, F.(2008), *La crise de 2007: les recommandations de Stiglitz dans la réforme du système bancaire*, Université de Bourgogne, Laboratoire d'Economie et de Gestion.
- Fillôl, J., (2005), *Modélisation multi-fractale du taux de change USD/Euro*, Economie Internationale, no :104.
- Granger, C.W.J.(1980), *Long Memory Relationships and the Aggregation of Dynamics Models*, Journal of Econometrics, Vol. 14, 227-238.



- Granger, C.W.J. et Joyeux, R., 1980, *An Introduction to long memory time series models and fractional differencing*, Vol 1,15-29.
- Goetzmann, W, Peng,L and Yen,J (2009), *The subprime Crisis and House Price Appreciation*, National Bureau of Economic Research.
- Grouard,M.H., Lévy.S.,Lubochinsky,C.(2003), *La volatilité boursière : des constats empiriques aux difficultés d'interprétation*, Banque de France.
- Hammoudeh S.M., Y. Yuan, M. McAleer et M. A. Thompson (2010), *Precious metals- exchange rate volatility transmissions and hedging strategies*, International Review of Economics f3 Finance, vol. 19, no4, p. 633-647.
- Hakim, S., and M. Rashidian. (2002), *Risk & return of Islamic stock market indexes*. 9th Economic Research Forum Annual Meeting, 26-29 October, Sharjah UAE.
- Hsieh, D.A., (1989), *Modeling Heteroskedasticity in Daily Foreign Exchange Rates* , Journal of Finance, Vol.5, pp.1839-1877.
- Hurst, H.E. (1950), *Long-Term Storage Capacity of Reservoirs*, Proceedings of the American Society of Civil Engineers, 76(11).
- Hussein, Khalid. (2005), *Ethical Investment: Empirical Evidence from FTSE Islamic Index*, Islamic Economic Studies, Vol.12, no.1 (August), pp. 21-40.
- Hussein, K., and M. Omran. (2005), *Ethical Investment Revisited: Evidence from Dow Jones Islamic Indexes*. The Journal of Investing 14 (3): 105-124.
- Hosking, J.R.M.(1981), *Fractional Differencing*, Biometrika, n 68 (1), 165-176.
- Idier, J. (2011), *Les modèles fractals en finance*, Bulletin de la Banque de France, N : 183.
- Ibrahim, M. (2002), *Volatility Interactions between Stock Returns and Macroeconomic Variables: Malaysian Evidence*, Savings and Development no 2-2002-XXVI.
- John Y. Campbell, Andrew W. Lo, Craig MacKinlay. (1997), *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton University Press.
- Kok, S., G. Giorgioni, and J. Laws. (2009), *Performance of Shariah-Compliant Indices in London and NY Stock Markets and their potential for diversification*, International Journal of Monetary Economics and Finance 2 (3): 398–408
- Kwiatkowski, D., P.C.B. Phillips, P. Schmidt, Y. Shin. (1992), *Testing the Null Hypothesis of Stationarity against the Alternative of a Unit Root*, Journal of Econometrics, 54, pp. 159-178, North-Holland.
- Karoly, G. and M. Stulz, (1996), “ Why Do Market Move Together ? An investigation of USJapan Stock Return Comovements”, The Journal of Finance, 51, 3, 951-986.



- Kassim, A. (2013), *The global financial crisis and the integration of Islamic stock indexes in developed and developing countries*, Asian Academy of Management Journal of Accounting and Finance, Vol. 9, No. 2, 75–94, 2013.
- Kim, S., Moshirian F. and Wu E.(2005), *Dynamic Stock Market Integration Driven by the European Monetary Union: An Empirical Analysis*, Journal of BANKING & FINANCE, 29, 2475-2592.
- King, M, &Wadhwani S. (1990), *Transmission of volatility between stock markets*. The Review of Financial Studies, 3, 5–33.
- Lee, S. B., & Kim, K. J. (1993). *Does the October 1987 crash strengthen the co-movements among national stocks markets?* Review of Financial Economics, 3, 89–102.
- Longin, L.,Solnil,B(2001), “*Extreme Correlation of International Equity Market*”, The Journal of Finance , 56, 649-676.
- Lamoureux, C.G. and Lastrapes, W.D. (1993), *Forecasting Stock Return Variance:Toward an Understanding of Stochastic Implied Volatilities*, Review of Financial Studies,6(2), pp 293–326.
- Lamperti,J.(1962) *Semi-stable processes*, Transaction of American mathematical society 104, pp. 62-78.
- Lefebvre, O.(2008), *La crise financière 2007 – 20?? : Mise en perspective et premières leçons*, l’Académie Louvain.
- Levich, R. (1979), *On the Efficiency of Markets for Foreign Exchange*, R. Dornbush et J.Frankel eds. International Economic Policy, Theory and Evidence, John Hopkins, pp.246- 267.
- Maher, H., and Dridi, 2010, *The Effects of the Global Crisis on Islamic and Conventional Banks:A Comparative Study*, IMF working paper.
- Mandelbrot, B. (1963). *The Variation of Certain Speculative Price*, Journal of Business, Vol- 36, pp. 394-419.
- Mandelbrot,.B. (1963), *The variation of certain speculative prices*, Journal of Business, vol. 36, p. 394-419.
- Mandelbrot,B. (1967) ,*The variation of the prices of cotton, wheat and railroad stocks, and some financial rate*, The Journal of Business, vol. 40, p. 393-413.
- Markowitz,H, M. (1952) , *Portfolio selection*, The Journal of Finance, vol. 7, n° 1, p. 77–91.
- Mirakhor, A.(2008). *Discussion Forum on the Financial Crisis: Comments from Islamic Perspective*. IIUM Journal of Economics and management, Vol.16, no. 2.

- McKinnon, J.G. (1991), *Critical Values for Cointegration Tests*, Engle et C.W.J. Granger (eds), *Long-run Economic Relationships: Reading in Cointegration*, Oxford United Press.
- Meese, R.A. et Rogoff, R. (1983), *Empirical Exchange Rate Models of the Seventies: Do they Fit Out of Sample?*, *Journal of International Economics*, Vol. 14, pp. 15-24.
- Meese, R.A. et Singleton, K.J. (1982), *On Unit Roots and the Empirical Modeling of Exchange Rates*, *Journal of Finance*, Vol. 37, pp.1029-1035.
- Nelson, D. B. (1991), *Conditional Heteroscedasticity in Asset Returns: A New Approach*, *Econometrica*, Vol- 59:2, pp. 347-70.
- Naoui K. , S. Khemiri, Liouane,N. (2010), *Crises and Financial Contagion : The Subprime Crisis*, *Journal of Business Studies Quarterly*, Volume 2, n°1, p.15-28.
- Neaime, S. (2012). *The global financial crisis, financial linkages and correlations in returns and volatilities in emerging MENA stock markets*. *Emerging Markets Review*, 268–282.
- Noyer, C.(2009), *Stabilité mondiale, l'avenir des marchés de capitaux et de la finance islamique en France*, Banque de France.
- Osman, M.M. (2010). *Immunity of Islamic Banks amid Credit Crunch is Another Testimony of Islamic Banking Success*. *Aliqtissad Alislami*. 348: 2-7.
- Palm, F.C, Vlaar, P.J.G. (1997), *Simple Diagnostics Procedures for Modeling Financial Time Series*, *Allgemeine Statistisches Archiv*, Vol. 81, pp.85-101.
- Poole, W. (1967), *Speculative Prices as Random Walks: An Analysis of Ten Time Series of Flexible Series Analysis*, *Southern Journal of Economics*, Vol. 33, pp. 468-478.
- Philipps, P. C., and P. Perron (1988), *Testing for a Unit Root in Time Series Regression*, *Biometrika*, 75, 335–346.
- Silvennoinen, A. & Teräsvirta, T. (2009). *Modeling Multivariate Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with the Double Smooth Transition Conditional Correlation GARCH Model*. *Journal of Financial Econometrics*, Society for Financial Econometrics, Vol. 7(4), 373–411.
- Sharpe, W. F. (1964), *Capital asset prices – a theory of market equilibrium under conditions of risk*, *Journal of Finance*, vol. 19, n° 3, p. 425–442.
- Sewell, M. (2011), *Characterization of Financial Time Series*, Research Note 11/01, UCL Department of Computer Science.
- Siddiqi, M. N. (2008). *Discussion Forum on the Financial Crisis: Comments from Islamic Perspective*, *IIUM Journal of Economics and management*, Vol.16, no. 2.



- Shiller Robert J. (1981), “Do stock prices move too much to be justified by subsequent changes in dividends?”, *American Economic Review*, 71, pages : 421.436.
- Trannoy A. (2008), *Ces banques qui n’assurent plus*, Telos, n°1262, 21 octobre.
- Westerfield, J.M., (1977), *An Examination of Foreign Exchange Risk under Fixed and Floating Regimes* , *Journal of International Economics*, Vol.7, pp.181-200.
- Wilson, R. (2007), *Global Islamic capital markets: review of 2006 and prospects for 2007* . Working Paper. Durham University.

Ouvrages entiers

- Aziz, Z.A. (2010). *Islamic finance and global financial stability*. Islamic Financial Services Board.
- Bourbonnais, R(1998), *Econométrie, manuel et exercices corrigés*, Dunod.
- Brooks, C. (2004), *Introductory Econometrics for Finance*.Cambridge, University Press.
- Herlin, P.(2010), *Finance : le nouveau paradigme* , Eyrolles.
- Kameel, A. (2009). *Solution to the Global Financial Crisis*. The Edge.
- Lardic, S., et Mignon V. (2002), « *Econométrie des Séries Temporelles Macroéconomiques et Financières* », 2002, Economica.
- Mandelbrot B, (1997), *Fractales, Hasard et Finance* , Flammarion.
- Mandelbrot, B.(2005), *Une approche fractale des marchés*, éditions Odile Jacob.
- Philippe, J.(2008), *La crise morale qui a entraîné la crise financière*, Canal Académie.
- Salin, P. (2010), *Revenir au capitalisme : Pour éviter les crises*, Odile Jacob, 2010.
- Stiglitz, J.E (2010), *Le rapport Stiglitz, pour une vraie réforme du système monétaire et international*, Edition Babel.

Parties d’ouvrages

- Hassoune, A. (2008). « *La finance islamique connaît une croissance vertigineuse mais fragmentée* ». In *La finance islamique à la française*, 87-126. Éditions Bruno Leprince.
- Osman, M.M. (2010). « *Immunity of Islamic Banks amid Credit Crunch is Another Testimony of Islamic Banking Success*». Aliqtissad Alislami. 348: 2-7.

Articles présentés lors de conférences



- Boudjellal, M .2010. «*Les acquis et les défis de la finance islamique* », 2010, Université Frehat Abbas-Sétif-Algérie.
- Guyot, A. 2008. « *Les préceptes de la Shariah contribuent-ils à l'effcience et à la performance des marchés d'actions? Une étude comparative des indices Dow Jones Islamic.* » Colloque international: Ouverture et émergence en Méditerranée, 17-18 octobre, Rabat Maroc.
- Hakim, S., et M. Rashidian. 2002. « *Risk & return of Islamic stock market indexes* ». 9th Economic Research Forum Annual Meeting, 26-29 October, Sharjah UAE.
- Masmoudi, T(2010), *La finance islamique dans le contexte de la crise financière: opportunités et défis* », capmena.
- Mirakhor, A. and Krichene, N. (2009). *Recent Crisis: Lessons for Islamic Finance*. Paper presented during the 2nd Islamic Financial Services Board Public Lecture, Kuala Lumpur.

Thèses

- Benlahmar, I, (2010), la finance islamique face à la crise, INSEEC, France.
- El khamlichi, A.(2012) « *Éthique et performance : le cas des indices boursiers et des fonds d'investissement en finance islamique* » 2012, Université d' Auvergne.
- Pochart, B.(2006) « *Processus multifractals en finance* »,2006, Ecole polytechnique.

Textes électroniques

- Atta, H. (2000). «*Ethical rewards*». University of Durham.
<http://www.djindexes.com/mdsidx/downloads/thesis.pdf>
- Usmani, M. T. (2009), *Post-Crisis Reforms: Some Points to Ponder*, World Economic Forum: <http://www.weforum.org/pdf/faith/UsmaniPostCrisisReforms.pdf>.

ANNEXES

Annexe 1 : Projet de loi 103.12 – Janvier 2014 relatif aux banques participatives

Le projet de loi sur les établissements de crédit et assimilés, que le gouvernement vient d'approuver le 19 janvier 2014, réserve son titre 3 aux banques islamiques que le législateur appelle les banques participatives.

Voici les dispositions du titre 3 :

TITRE TROISIEME : Banques Participatives

Chapitre Premier

Champ d'application

Article 54

Sont considérées comme banques participatives les personnes morales régies par les dispositions du présent titre, habilitées à exercer à titre de profession habituelle les activités visées aux articles 1^{er}, 55 et 58 de la présente loi, ainsi que les opérations commerciales, financières et d'investissements, après avis conforme du Conseil supérieur des Oulémas visé à l'article 62 ci-dessous.

Les activités et opérations sus mentionnées ne doivent pas impliquer la perception et/ou le versement d'intérêt.

Article 55

Les banques participatives sont habilitées à recevoir du public des dépôts d'investissement dont la rémunération est liée aux résultats des investissements convenus avec la clientèle.

Article 56

On entend par dépôts d'investissement les fonds recueillis par les banques participatives auprès de sa clientèle en vue de leur placement dans des projets et selon des modalités convenus entre les parties.

Les conditions et modalités de collecte et de placement de ces dépôts sont fixées par circulaire du wali de Bank Al-Maghrib, après avis du comité des établissements de crédit et avis conforme du Conseil supérieur des Oulémas visé à l'article 62 ci-dessous.

Article 57

Les banques participatives peuvent exercer, sous réserve du respect des dispositions législatives et réglementaires applicables en la matière et dans les mêmes conditions prévues à l'article 54 ci-dessus, les opérations prévues aux articles 7, 8, 9 et 16 de la présente loi.

Article 58

Les banques participatives peuvent procéder au financement de la clientèle à travers notamment les produits ci-après :

a) Mourabaha

Tout contrat par lequel une banque participative acquiert un bien meuble ou immeuble en vue de le revendre à son client à son coût d'acquisition plus une marge bénéficiaire convenue d'avance.

Le règlement de cette opération par le client est effectué selon les modalités convenues entre les parties.

b) Ijara

Tout contrat selon lequel une banque participative met, à titre locatif, un bien meuble ou immeuble déterminé et propriété de cette banque, à la disposition d'un client pour un usage autorisé par la loi.

L'Ijara peut revêtir l'une des deux formes suivantes :

- Ijara tachghilia qui consiste en une location simple ;
- Ijara wa iqtinaa qui consiste en une location assortie de l'engagement ferme du locataire d'acquérir le bien loué à l'issue d'une période convenue d'avance.

c) Moucharaka

Tout contrat ayant pour objet la participation, par une banque participative, à un projet, en vue de réaliser un profit.

Les parties participent aux pertes à hauteur de leur participation et aux profits selon un prorata prédéterminé.

La Moucharaka peut revêtir l'une des deux formes suivantes :

- la Moucharaka Tabita : les parties demeurent partenaires jusqu'à l'expiration du contrat les liant ;
- la Moucharaka Moutanakissa : la banque se retire progressivement du projet conformément aux stipulations du contrat.

d) Moudaraba

Tout contrat mettant en relation une ou plusieurs banques participatives (Rab el Mal) qui fournissent le capital en numéraire et/ou en nature et un ou plusieurs entrepreneurs (Moudarib) qui fournissent leur travail en vue de réaliser un projet. La responsabilité de la gestion du projet incombe entièrement aux entrepreneur(s). Les bénéfices réalisés sont partagés selon une répartition convenue entre les parties et les pertes sont assumées exclusivement par Rab el Mal, sauf en cas de fraude commise par le(s) Moudarib

Les caractéristiques techniques de ces produits ainsi que les modalités de leur présentation à la clientèle sont fixées par circulaire du wali de Bank Al-Maghrib, après avis du comité des établissements de crédit et avis conforme du Conseil supérieur des Ouléma visé à l'article 62 ci-dessous.

Les banques participatives peuvent financer leur clientèle à travers tout autre produit dont les caractéristiques techniques ainsi que les modalités de leur présentation à la clientèle sont fixées par circulaire du wali de Bank Al-Maghrib après avis du comité des établissements de crédit et avis conforme du Conseil supérieur des Ouléma visé à l'article 62 ci-dessous.

Article 59

Outre les règles régissant les produits de financement prévus par le présent titre, toute banque participative peut également offrir à sa clientèle tout autre produit sous réserve de l'avis conforme du Conseil supérieur des Ouléma visé à l'article 62 ci-dessous.

Article 60

Les banques participatives sont agréées conformément aux dispositions de l'article 34 ci-dessus.

Article 61

Les établissements de crédit visés à l'article 10 ci-dessus peuvent, sous réserve de l'accord préalable du wali de Bank Al-Maghrib exercer les opérations prévues par le présent titre.

Les dispositions de l'alinéa ci-dessus sont également applicables aux établissements de paiement, aux associations de micro-crédit, aux banques offshore, à la Caisse Centrale de Garantie et à la Caisse de Dépôt et de Gestion.

Les conditions et les modalités d'application du présent article sont fixées par circulaire du wali de Bank Al-Maghrib, après avis du comité des établissements de crédit et avis conforme du Conseil supérieur des Ouléma visé à l'article 62 ci-après.

Chapitre II

Instances de conformité

Article 62

Les avis conformes prévus au présent titre sont émis par le Conseil supérieur des Ouléma prévu au dahir n°1-03-300 du 2 rabbi I 1425 (22 avril 2004) portant réorganisation des conseils des ouléma.

Article 63

Les banques participatives adressent, à la fin de chaque exercice social, au Conseil supérieur des Ouléma visé à l'article 62 ci-dessus, un rapport d'évaluation sur la conformité de leurs opérations et activités aux avis conformes du Conseil supérieur des Ouléma précité.

Article 64

Les banques participatives sont tenues de mettre en place un comité d'audit, chargé :

- d'identifier et de prévenir les risques de non-conformité de leurs opérations et activités aux avis conformes du Conseil supérieur des Ouléma visé à l'article 62 ci-dessus ;
- d'assurer le suivi de l'application des avis conformes du Conseil supérieur des Ouléma précité et d'en contrôler le respect ;
- de veiller à l'établissement des manuels et des procédures à respecter ;
- d'adopter les mesures requises en cas de non-respect avéré des conditions imposées pour la présentation au public d'un produit au sujet duquel un avis conforme du Conseil supérieur des Ouléma précité a été émis.

Les conditions et modalités de fonctionnement dudit comité d'audit sont arrêtées par circulaire du wali de Bank Al-Maghrib, après avis du comité des établissements de crédit.

Article 65

Les banques participatives sont tenues de communiquer à Bank Al-Maghrib, dans les conditions fixées par circulaire du Wali de Bank Al-Maghrib, après avis du comité des établissements de crédit, un rapport sur la conformité de leur activité aux dispositions du présent titre.

Chapitre II

Dispositions diverses

Article 66

Les banques participatives exerçant les activités prévues par le présent titre sont tenues d'adhérer à l'association professionnelle prévue à l'article 32 ci-dessus.

Article 67

Il est institué un fonds dénommé " fonds de garantie des dépôts des banques participatives" destiné à indemniser les déposants des banques participatives en cas d'indisponibilité de leurs dépôts et de tous autres fonds remboursables.

Ce Fonds peut également, à titre préventif et exceptionnel, accordera une banque participative en difficulté et dans la limite de ses ressources, des concours remboursables ou prendre une participation dans son capital.

Article 68

La garantie du Fonds prévu à l'article 67 ci-dessus couvre tous les dépôts et autres fonds remboursables collectés à l'exclusion des dépôts d'investissements prévus par les dispositions de l'article 55 ci-dessus et des fonds reçus de la part de :

- des autres établissements de crédit ;
- de ses filiales, des membres de ses organes d'administration, de surveillance et de direction, de ses actionnaires disposant d'au moins 5% des droits de vote ;
- des organismes qui fournissent les services visés aux articles 7 et 16 ci-dessus ;
- des entités visées au 2ème et 3ème tirets de l'article 19 ci-dessus ;
- des organismes visés aux 1), 2), 3), 4), 6) et 7) de l'article 23 ci-dessus.

Article 69

La gestion du Fonds prévu à l'article 67 ci-dessus est confiée à la société gestionnaire des fonds collectifs de garantie des dépôts prévue à l'article 132 ci-dessous.

Les conditions et les modalités de fonctionnement de ce Fonds sont arrêtées par circulaire du wali de Bank Al-Maghrib, après avis du comité des établissements de crédit et avis conforme du Conseil supérieur des Ouléma visé à l'article 62 ci-dessus.

Article 70

Les dispositions de la présente loi sont applicables aux banques participatives.

Les conditions et modalités d'application de ces dispositions seront édictées par circulaire du wali de Bank Al-Maghrib, après avis du comité des établissements de crédit.



Annexe 2 : Modalité de gestion des indices boursiers islamiques

<i>Indice boursier</i>	Modalité de gestion
<i>Dow Jones Islamic Market Index</i>	<p>Date de création : Février 1999</p> <p>Univers de départ : DJ World Index (6482 sociétés)</p> <p>Univers d'arrivée : DJIMI (2343 sociétés) et ses 69 indices sectoriels et régionaux.</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Pays couverts : 66 pays 2. Pondération : par le flottant 3. Devise : dollar américain (USD) 4. Indice de performance globale (dividendes réinvestis) 5. Calcul en temps réel 6. Révision trimestrielle (mars, juin, septembre, décembre) 7. Recomposition annuelle 8. Révision exceptionnelle : immédiate si un évènement exceptionnel survient (fusion, acquisition, faillite, etc.) <p>Source : Dow Jones (2010)</p>
<i>S&P Shariah</i>	<p>Date de création : Décembre 2006</p> <p>Univers de départ : S&P Global BMI Equity Index (11000 sociétés)</p> <p>Univers d'arrivée : S&P Global BMI Shariah Index (6000 sociétés)</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Pays couverts : 47 pays 2. Pondération : par le flottant 3. Devise : dollar américain (USD) 4. Indice de performance globale (dividendes réinvestis) 5. Calcul en temps réel 6. Révision trimestrielle (mars, juin, septembre, décembre) 7. Règle des 5% : tout changement dans la capitalisation flottante supérieur à 5% est appliqué à sa date effective. Dans le cas contraire, le changement se fait au moment de la révision trimestrielle. 8. Recomposition annuelle (septembre) 9. Révision exceptionnelle : immédiate si un évènement exceptionnel survient (fusion, acquisition, faillite, etc.) <p>Source : Standard and Poor's (2010b)</p>
<i>FTSE Shariah</i>	<p>Date de création : Octobre 1999</p> <p>Univers de départ : FTSE All World Index (2888 sociétés)</p> <p>Univers d'arrivée : FTSE Shariah All World Index (1313 sociétés)</p>

	<p>1. Pays couverts : 48 pays</p> <p>2. Pondération : par le flottant</p> <p>3. Devise : GBP</p> <p>4. Indice de performance globale (dividendes réinvestis)</p> <p>5. Calcul en temps réel</p> <p>6. Révision trimestrielle (mars, juin, septembre, décembre)</p> <p>7. Recomposition annuelle</p> <p>Source : FTSE (2010)</p>
<p><i>MSCI Islamic Index</i></p>	<p>Date de création : Mars 2007</p> <p>Univers de départ : MSCI All Country World Index (2416 sociétés) et les autres indices régionaux et sectoriels de la famille MSCI</p> <p>Univers d'arrivée : MSCI Islamic (1067 sociétés) et ses indices sectoriels et régionaux</p> <p>1. Pays couverts : 47 pays</p> <p>2. Pondération : par le flottant</p> <p>3. Devise : USD</p> <p>4. Indice de performance globale (dividendes réinvestis)</p> <p>5. Calcul en temps réel</p> <p>6. Révision trimestrielle (février, mai, août, novembre)</p> <p>7. Recomposition annuelle (mai)</p> <p>Source : MSCI (2011)</p>